



Généralisation de l'approche d'ensemble à la prévision hydrologique dans les bassins versants non jaugés

Rindra Annie Randrianasolo

► To cite this version:

Rindra Annie Randrianasolo. Généralisation de l'approche d'ensemble à la prévision hydrologique dans les bassins versants non jaugés. Sciences de la Terre. AgroParisTech, 2012. Français. NNT : 2012AGPT0083 . pastel-00954967

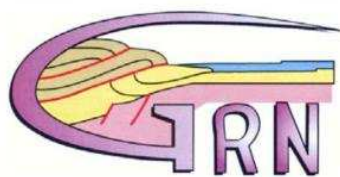
HAL Id: pastel-00954967

<https://pastel.hal.science/pastel-00954967>

Submitted on 3 Mar 2014

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Doctorat ParisTech

T H È S E

pour obtenir le grade de docteur délivré par

**L'Institut des Sciences et Industries
du Vivant et de l'Environnement**

(AgroParisTech)

Spécialité : Hydrologie

présentée et soutenue publiquement par

Annie RANDRIANASOLO

Le 19 Décembre 2012

Généralisation de l'approche d'ensemble à la prévision hydrologique dans les bassins versants non jaugés

Jury

M. Denis DARTUS, Professeur, INP-ENSEEIH, Toulouse
M. Christophe CUDENNEC, Professeur, Agrocampus Ouest, Rennes
Mme. Bettina SCHAEFLI, Professeur, TU Delft, Chercheur EPFL, Lausanne
M. Benoît HINGRAY, Chargé de Recherche, CNRS, LTHE, Grenoble
M. Cyril KAO, Ingénieur en chef, AgroParisTech-ENGREF, Paris
M. Vazken ANDREASSIAN, Ingénieur en chef, Irstea, Antony
Mme. Maria-Helena RAMOS, Chargée de Recherche, Irstea, Antony

Rapporteur
Rapporteur
Examineur
Examineur
Examineur
Co-directeur de thèse
Co-directrice de thèse

Remerciements

Je remercie tout d'abord mon encadrante Maria-Helena Ramos pour sa disponibilité, son enthousiasme, son dynamisme au quotidien, la qualité de ses conseils et son soutien pendant ces années de thèse. Elle a eu un rôle clé dans cette thèse et dans mes débuts dans la recherche.

Je tiens également à remercier mon directeur de thèse Vazken Andreassian, je lui exprime ma gratitude pour sa patience, sa sympathie, et pour cette aventure à la fois scientifique et humaine. Je ne saurais oublier Charles Perrin pour ses remarques constructives, et son pragmatisme.

Merci également aux rapporteurs et aux membres du jury : Christophe Cudennec, Denis Dartus, Cyril Kao, Benoît Hingray et Bettina Schaefli d'avoir accepté de lire et de juger ce mémoire.

Je remercie aussi Ludovic Oudin, Patrick Arnaud pour avoir accepté d'être membres de mon comité de suivi. Je les remercie pour l'intérêt qu'ils ont manifesté pour ce travail, pour leurs conseils, leurs critiques et leurs remarques avisées qui m'ont fait avancer dans mon travail de recherche.

Cette thèse s'appuie également sur des données qui ont été recueillies et mises en format par plusieurs personnes et organismes que je tiens ici à remercier :

- Le Ministère de l'Écologie, du Développement Durable et de l'Energie pour les données de la banque HYDRO ;
- Météo France, pour les données SAFRAN et la pluie d'ensemble PEARP ;
- Julien Peschard, Pierre-Yves Bourgin et Florent Lobligeois pour les données SIG et les caractéristiques des bassins versants.

J'adresse également mes remerciements à tous mes collègues d'Irstea : à mes différents co-bureau, spécialement à Mathilde Chauveau pour nos discussions philosophiques sur la recherche hydrologique et notre intérêt commun pour la librairie et les fleuristes.

Merci aussi à Ioanna Zalachori, nous avons commencé presque en même temps nos thèses sur les ensembles, en plus d'être une collègue, elle est devenue plus qu'une amie, presque une confidente.

Merci à Laure pour sa bonne humeur, à Florent, à François, à Louise, à Pierre, à Marine, à Carina et à Guillaume...Bon vent à tous pour la suite et encore merci pour l'ambiance au sein de l'équipe Hydrologie d'Irstea.

Je n'oublie pas le soutien logistique de différentes personnes tout au long de cette thèse, je pense particulièrement à Sophie Morin, Dovy Tristani Beguerie et Corinne Fiers. Leur soutien et leur disponibilité ont facilité mes différentes démarches administratives.

Merci également à ma sœur et mon frère (qui n'arrêtera pas de lire et relire ses pages), et à tous mes amis pour leur soutien et leur compréhension, surtout durant les derniers mois de thèse.

Merci spécialement à mes parents et à mes grands-parents pour leur sacrifice et leurs efforts afin de me pousser à toujours à aller plus loin, j'ai une pensée particulière pour mes deux grands-mères.

Merci aussi à Piso pour sa présence et pour les petits bonheurs du quotidien.

Résumé

La prévision des crues est un exercice hydrologique complexe : les incertitudes y sont nombreuses, aussi bien dans le processus de modélisation hydrologique, dans la détermination de l'état initial du bassin versant avant le lancement de la prévision, que dans l'évolution des conditions météorologiques futures. Dans le cas des bassins versants non jaugés, où les observations de débits sont lacunaires voire absentes, ces incertitudes sont encore plus importantes, et le besoin de les réduire devient incontournable.

Cette thèse s'intéresse à des méthodes simples et robustes qui peuvent apporter de l'information pertinente pour quantifier les incertitudes de prévision dans les bassins versants non jaugés. Le but est d'étudier la meilleure stratégie pour chercher l'information dans les bassins jaugés "donneurs", et pour la transférer vers le site non jaugé. Nous étudions les besoins pour mettre en place un modèle de simulation pluie-débit et pour effectuer une mise à jour du modèle de prévision en temps réel. Ces deux composantes de la prévision sont ainsi découplées dans notre approche.

Cette thèse s'appuie sur une large base de données constituée d'environ 1000 bassins versants français, dont un jeu clé de 211 bassins versants qui permet la validation des approches développées. Elle s'appuie également sur une archive d'environ 4,5 années de prévisions d'ensemble de pluies, utilisées en forçage à la modélisation hydrologique journalière. La démarche adoptée consiste à intégrer les scénarios de transfert de l'information régionale disponible et les scénarios de la prévision météorologique d'ensemble dans un système de prévision orienté vers les bassins versants non jaugés. L'approche de prévision d'ensemble est ainsi généralisée à ce cas particulier de la prévision hydrologique. A travers plusieurs scénarios de débits futurs, nous cherchons à quantifier les incertitudes de prévisions dans les sites cibles non jaugés.

Pour évaluer les différents scénarios des prévisions hydrologiques émis, un cadre de diagnostic d'évaluation des principales qualités d'un système de prévision d'ensemble, comprenant plusieurs critères numériques et graphiques, a été mis en place. Dans cette thèse, une attention particulière est prêtée aux attributs "fiabilité" et "précision" des prévisions. Nous proposons ainsi un nouveau critère graphique, nommé diagramme de précision d'ensemble. Ce critère permet notamment de mettre en valeur la qualité des prévisions qui ne sont pas forcément fiables, mais qui sont précises.

Les résultats obtenus ont mis en évidence que la fiabilité des prévisions peut être améliorée sur un bassin versant non jaugé par l'utilisation de plusieurs jeux de paramètres issus des bassins versants voisins. Si la variabilité apportée par le voisinage géographique influe sur la dispersion des membres, et augmente ainsi la fiabilité des prévisions, la prise en compte des caractéristiques physiques, principalement de la surface des bassins versants, est apparue comme une alternative intéressante, influençant positivement aussi l'attribut précision des prévisions sur le site cible.

De plus, il a été montré que la précision des prévisions d'ensemble sur le site non jaugé est améliorée par l'intermédiaire du transfert des bassins versants jaugés vers le site cible des corrections faites lors de la mise à jour sur les bassins voisins (mise à jour caractérisée ici par l'assimilation de la dernière observation de débit dans le modèle hydrologique, avant l'instant de prévision). Les différentes mesures de performance ont montré que la meilleure option pour améliorer la précision des prévisions serait de considérer les corrections effectuées sur le bassin le plus proche à chaque pas de temps de prévision. Le krigeage a également donné des résultats satisfaisants, marqués en plus par l'influence positive sur l'attribut fiabilité des prévisions.

Mots clés : bassins versants non jaugés, régionalisation, prévision d'ensemble, mise à jour, fiabilité, précision

Abstract

Flood forecasting is a complex hydrological task: there are numerous uncertainties in the hydrological modelling process, in the determination of the initial catchment conditions before launching the forecast, and in the evolution of future weather conditions. In ungauged catchments, where streamflow observations are incomplete or absent, these uncertainties are even greater, and the need to reduce them becomes essential.

This thesis focuses on simple and robust methods that can provide relevant information to quantify the uncertainty in ungauged catchments. The aim is to study the best strategy to search for information in gauged "donors" basins and to transfer it to the ungauged site. We investigate what information is needed to set up a rainfall-runoff model and to perform forecast updating in real time. These two components of a flood forecasting system are thus decoupled in our approach.

This thesis is based on a large database of about 1000 French catchments, which includes a key set of 211 catchments that are used to validate the developed approaches. It also relies on an archive of about 4.5 years of ensemble forecasts of rainfall, which are used for hydrological modelling on a daily time step. The methodology adopted here integrates the scenarios of regional transfer of information and the scenarios of weather forecasting together in a forecasting system for ungauged basins. The approach of ensemble forecasting is thus generalised to this particular case of hydrological forecasting. Using several scenarios of future flows, we seek to quantify the predictive uncertainty in ungauged sites.

To evaluate the flow forecast scenarios of the hydrological ensemble prediction system, a diagnostic framework with several numerical and graphical criteria is developed. Special attention is paid to the attributes of "reliability" and "accuracy" of the forecasts. We propose a new graphic criterion, named "diagram of ensemble accuracy". This criterion allows to highlight the quality of forecasts that are not necessarily reliable, but are accurate.

The results show that forecast reliability in ungauged sites can be improved by using several sets of parameters from neighbour catchments. If on the one hand the variability brought by the information from the geographical proximity influences the spread of the ensemble forecasts, and thus improves forecast reliability, on the other hand taking into account the physical characteristics of the catchments, especially the surface, emerged as an interesting alternative, as it positively influences also the accuracy of the forecasts at the ungauged site.

It is also shown that the accuracy of ensemble forecasts at ungauged sites can be improved with the transfer of updating information from gauged neighbour catchments (forecasting updating is here characterized by the assimilation of the last discharge observation in the hydrological model before the time of forecast). The updating information transferred to the ungauged site is the correction applied to the routing reservoir of the hydrological model. Different measures of forecast performance showed that the best option to improve forecast accuracy is to consider the corrections made at the closest gauged site. Kriging also gave satisfactory results, with additionally a positive impact also on the reliability of the ensemble flow forecasts.

Keywords: ungauged catchment, forecasting, updating, reliability, accuracy

Lohahevitra

Lahasa ara-kaibolan-dranoka sarotra sy maroloha ny faminavinana tondra-drano : maro ireo fisalasalana, na ao amy ny fomba fimodeliana amy ny famantarana ny toetra am-piandohan'ny hady fanesoran-drano mialohan'ny faminavinana, na ao amy ny fivoatry ny toetr'andro ao aoriana. Maro mihoatra izany anefa ny fisalasalana rehefa tsy voasoritra ny hady fanesoran-drano satria tsy voafatra ny fikoriana hita.

Miompana amy ny paika tsotra sy tomady mety hanampiana ny fomba hamatrana ny fisalasalampaminavinana eo anivon'ny hady fanesoran-drano tsy voasoritra ity tezy ity. Katsahina amin'izany ny fomba sahaza indrindra hitadiavana kasingan'asa mety hanampy eo anivon'ny hady fanesorandrano voasoritra "manampy", izay afindra eo anivon'ny hady tsy voasoritra. Dinihintsika ny filana hahafahana hampihatrana modely fanandohana orana-fikoriana sy hanamboarana modelimpaminavinana ara-potoana mivantana. Sarahana ireo mpiorim-paminavinana roa ireo amy ny tetikasantsika.

Miankina amina rakitrisan-kady fanesoran-drano frantsay arivo eo ho eo ity tezy ity, ka mampanankery ny tetikasa fakafakaina ny ampahan-kady fanesoran-drano miisa 211. Miankina amina tahirimbina ankapoben'orana efa-taona sy tapany koa ity tezy ity, izay ampiasaina an-keriny amy ny fimodeliana ara-haibolan-dranoka isan'andro. Ny mampitambatra ny famindrana ny kasingan'asa mety hanampy ara-paritra sy ny faminavinanan'ny toetr'andro ankapobe ao amina fandaminam-bina ho an'ny hady fanesoran-drano tsy voasoritra no tetikasa raisina. Noho izany, azo ampiarina amin'io tranga manokana io ny fombam-pinavinana ankapobe. Mamatra ny fisalalam-paminavinana eo anivon'ny hady tsy voasoritra no kendrentsika amy ny alalan'ny vinam-pikoriana maro.

Najoro ny fanadinam-panombanana ny toetry ny faminavinana ankapobe izay iorinan-tsivana arakisa sy an-tsary, mba hanantombanana ny fandaharam-paminavinana samihafa. Nosongadinina manokana ny toetra "fetezana" sy "hamarinana" ny vinavina. Sivana an-tsary vaovao noho izany no atolotra, izay antsoina hoe soritsarim-paminavinana ankapobe. Manamafy ny toetra tsara ny vinavina izay tsy voatery mety fa mirindra io sivana io.

Voasongadin'ny vokatry ny asa fa mivoatra ny fetezan'ny faminavinana eo anivon'ny hady fanesoran-drano tsy voasoritra amy ny fampiasana mpihazaka avy amy ny hady fanesoran-drano sasany mifanila aminy. Misy fiantraikany amy ny fielezan'ireo mpikambana sy manatsara ny fetezanan'ny faminavinana ny fiovaovana entin'ny rikitra ara-jeografika. Safidy hafa azo dinihina koa ny fandanja'ny toetra ara-fizika, indrindra fa ny toetry ny velaran'ny hady fanesoran-drano, izay misy fianjady tsara amy ny hamarinan'ny faminavinana eo anivon'ny faritra kendrena.

Voaporofa ankoatra izany fa mihatsara ny hamarinan'ny faminavinana ankapobe eo anivon'ny hady fanesoran-drano tsy voasoritra amy ny alalan'ny famindrana ny hady fanesoran-drano voasoritra ho any amy ny faritra kendrena sy ny fanitsiana natao nandritry ny fanamboarana eo anivon'ny hady mifanila (fanamboarana izay voavisavisa amy ny alalan'ny fikoriana hita farany ao amy ny modely ara-haibolan-dranoko, alohan'ny faminavinana). Ny fanitsiana natao eo anivon'ny hady akaiky indrindra isaky ny dingam-potoanam-bina no manatsara indrindra ny hamarinan'ny faminavinana. Nahazoana vokatry azo ekena koa ny krigeage, izay misy fianjady tsara amy ny fetezan'ny faminavinana.

Teny famaha: hady fanesoran-drano tsy voasoritra, famaritana, faminavinana ankapobe, fanamboarana, fetezana, hamarinana.

Table des matières

Introduction générale	2
Contexte général	4
Questions scientifiques et objectif de la thèse	4
Plan du mémoire	7
 Chapitre 1 : Prévision hydrologique dans les bassins versants non jaugés	10
1-1 Introduction	12
1-2 Le besoin en données d'un système de prévision de débits	12
1-3 Simuler les débits dans les bassins non jaugés	16
1-3-1 Méthodes de recherche de régions homogènes	17
1-3-2 Approches de transfert de l'information régionale	20
1-3-3 Synthèse et limites des différentes approches	23
1-3-4 Autres approches	24
1-4 Mettre à jour un modèle de prévision dans les bassins non jaugés	26
1-4-1 De rares études dans la littérature	27
1-4-2 Une question qui reste ouverte	28
1-5 Quelles entrées pour un modèle de prévision dans les bassins versants non jaugés ?	29
1-5-1 Les prévisions météorologiques immédiates	30
1-5-2 Les prévisions météorologiques à court et moyen terme	30
1-6 Conclusion	31
 Chapitre 2 : Cadre méthodologique, données et modèles hydrologiques	34
2-1 Introduction	36
2-2 Cadre méthodologique	36
2-2-1 Cadre de base	36
2-2-2 Scénarios étudiés	37
2-3 Bassins versants d'étude	40
2-3-1 Une large base pour la régionalisation physiographique des paramètres	42
2-3-2 Une base indépendante pour la validation des approches	42
2-3-3 Les bassins versants emboîtés : une base pour explorer le lien amont-aval	44
2-4 Données observées et caractéristiques physiques des bassins versants	46
2-4-1 Les données de débits	46
2-4-2 Les données météorologiques	47
2-4-3 Les caractéristiques physiques des bassins versants	48
2-5 Modèles hydrologiques	49
2-5-1 Le modèle de prévision hydrologique GRP	50
2-5-2 Le modèle pluie-débit GR4J	55
2-6 Prévisions d'ensemble de pluie PEARP	57
2-7 Conclusion	60

Chapitre 3 : Méthodologie d'évaluation des prévisions62

3-1 Introduction	64
3-2 Evaluation des prévisions d'ensemble	64
3-2-1 Quelles sont les principales qualités attendues d'un système de prévision d'ensemble ?	65
3-2-2 Quels scores choisir ?	67
3-2-3 Les scores numériques	70
3-2-4 Les scores graphiques	75
3-2-5 Proposition d'un diagramme de précision d'ensemble	76
3-3 Diagnostic de la qualité d'un système de prévision	79
3-3-1 Fiche diagnostic et représentation des résultats	79
3-3-2 Interprétation des scores graphiques	84
3-4 Conclusion	88

Chapitre 4 : Evaluation de la prévision : référence en situation jaugée90

4-1 Introduction	92
4-2 Evaluation des entrées : la prévision de pluie PEARP	93
4-3 Evaluation des sorties : performance des prévisions de débit des modèles GR	96
4-3-1 Performance des prévisions de débits sur toute la période d'évaluation	96
4-3-2 Fiabilité et précision des prévisions de débits	98
4-3-3 Performance des prévisions GRP en fonction des surfaces	101
4-3-4 Performance des prévisions GRP en fonction des durées caractéristiques	105
4-3-5 Performance des prévisions GRP en fonction de la localisation géographique ...	107
4-3-6 Performance des prévisions GRP en fonction des régimes hydrologiques	108
4-4 Visualisation des prévisions de crues pour des événements sélectionnés	109
4-5 Etude sur l'influence de la longueur de la période d'évaluation	113
4-6 Conclusion	115

Chapitre 5 : Bassin présentement jaugé : analyse des hypothèses.....116

5-1 Introduction	118
5-2 Rappel de la représentation des scénarios	118
5-3 Recherche d'un rayon de voisinage	119
5-3-1 Comment mesurer les distances entre les bassins voisins?	120
5-3-2 Quel nombre maximum de donneurs doit être retenu?	122
5-4 Recherche d'une pondération du voisinage pour le transfert	125
5-4-1 Transfert sans pondération	125
5-4-2 Pondération des voisins	125
5-4-3 Synthèses sur la pondération du voisinage	128
5-5 Impact du transfert de paramètres et des entrées de pluie	130
5-6 Recherche du meilleur donneur pour le transfert des paramètres	131
5-6 Application au modèle GR4J	138
5-7 Conclusion	144

Chapitre 6 : Peut-on améliorer la fiabilité en raffinant la recherche de paramètres ?146

6-1 Introduction	148
6-2 Représentation des scénarios testés	148
6-3 Méthodologie adoptée	148
6-3-1 Régionalisation basée sur les caractéristiques physiques.....	148
6-3-2 Partir d'une plus large base de données pour le calage.....	151
6-3-3 Mise en place des groupes selon chaque descripteur.....	151
6-3-4 Calage de paramètre unique pour chaque groupe	152
6-4 Validation sur les 211 bassins	154
6-4-1 Procédure de validation.....	154
6-4-2 Ensemble constitué par les 8 descripteurs physiques.....	155
6-4-2 Ensemble construit avec les paramètres réduits.....	162
6-4-3 Synthèse des principaux résultats	164
6-5 Conclusion	165

Chapitre 7 : Peut-on améliorer la précision en améliorant la recherche de mises à jour?166

7-1 Introduction	168
7-2 Rappel de la représentation des scénarios.....	168
7-3 Comment transférer l'information de mise à jour.....	170
7-3-1 Transfert du débit spécifique.....	170
7-3-2 Transfert des corrections.....	175
7-4 Transfert des corrections avec contrainte sur les pluies antécédentes	180
7-5 Transfert de l'information de mise à jour à partir d'une station en amont	189
7-6 Transfert de l'information de mise à jour à l'aide du krigeage.....	195
7-6-1 Application de la géostatistique dans le contexte de la thèse	195
7-6-2 Apport du krigeage pour la mise à jour	196
7-7 Conclusion	204

Chapitre 8 : Scenario de bassin non jaugé.....206

8-1 Introduction	208
8-2 Synthèse des performances en mode totalement non jaugé	208
8-3 Conclusion sur les bassins complètement non jaugés.....	219

Conclusion générale et perspectives220

Bibliographie.....230

Liste des illustrations.....244

Annexes256

Introduction générale

Contexte général

Un bassin non jaugé est un bassin dont les données hydrologiques sont considérées comme insuffisantes (autant au niveau qualité, que quantité) pour permettre le calcul des variables d'intérêt à des échelles spatiale et temporelle appropriées, et à une précision acceptable pour des applications pratiques (Sivapalan *et al.*, 2003). Les variables d'intérêt peuvent être les précipitations, les eaux de ruissellement, les taux d'érosion, les concentrations de sédiments dans les ruisseaux, etc. Chaque bassin peut alors être considéré comme "non jaugé" à certains égards. Dans ce mémoire, nous considérons un bassin versant comme "non jaugé" quand les **mesures de débits** à son exutoire sont manquantes et/ou absentes. Cependant, les données météorologiques sont considérées comme existantes et suffisantes.

Or, la plupart des modèles utilisés par les hydrologues, quels que soient leurs structures et leurs hypothèses sous-jacentes, sont alimentés par des données de débits que ce soit pour le calage de ces paramètres ou pour la validation des hypothèses physiques utilisés pour décrire le comportement hydrologique d'un bassin versant.

Par conséquent, de grandes difficultés sont rencontrées lors de l'application des modèles dans les bassins versants non jaugés, pour lesquels aucune donnée n'est disponible. En 2003, la communauté hydrologique internationale a lancé la décennie consacrée à la prévision dans les bassins non jaugés ("Predictions in Ungauged Basins"¹). Le fait que cette initiative arrive à son terme en 2013 ne signifie pas que toutes les questions scientifiques ont été résolues dans ce domaine. Il subsiste encore plusieurs défis à relever et des questions scientifiques restent ouvertes. Quelques unes ont été à l'origine de cette thèse.

Questions scientifiques et objectif de la thèse

Quelle approche pour les bassins non jaugés ?

Quels que soient les modèles utilisés, l'extrapolation de l'information ou des connaissances mesurées vers les bassins non jaugés présente encore plusieurs difficultés et de nombreuses incertitudes, en raison de la grande hétérogénéité spatio-temporelle du climat et des propriétés du paysage. En l'absence de données sur un site donné "**cible**" (bassin non jaugé), les approches le plus communément utilisées sont basées sur l'estimation des variables hydrologiques à partir des données provenant d'autres stations "**donneurs**" (bassins jaugés), jugées "**similaires**" ou appartenant à une même région climatiquement et/ou hydrologiquement homogène. A l'information locale, on substitue ainsi une information régionale : la "**cible**" reçoit les informations du (ou des) "donneur(s)" par un procédé de "régionalisation".

¹ Initiative de l'AISH (Association Internationale des Sciences Hydrologiques), elle a pour objectif de formuler et de mettre en œuvre des programmes scientifiques, de s'engager et de dynamiser la communauté scientifique de manière coordonnée et efficace, pour des avancées majeures dans la capacité de réaliser des prévisions dans les bassins non jaugés

Le terme régionalisation prend ses racines dans le processus de classification et de regroupement des bassins versants (Pardé, 1955; Gottschalk *et al.*, 1979). Il a ensuite été étendu au transfert des paramètres des bassins voisins vers les bassins versants non jaugés dans le cadre de la modélisation pluie-débit. De nos jours, le concept de régionalisation en hydrologie s'applique à toutes les méthodes visant à transférer de l'information régionale vers un site non jaugé.

Dans ces approches dites de "régionalisation", plusieurs questions restent à approfondir : Quelle information est la meilleure à transférer ? Quelle est la meilleure méthode de régionalisation à utiliser ? De quel bassin (Où) doit-on tirer les informations pour estimer les variables sur un site cible ? Comment transposer les informations d'un bassin à un autre ? Quelles sont les incertitudes supplémentaires pour la prévision dans les bassins non jaugés et comment les quantifier et les réduire? (Merz et Blöschl, 2004 ; Oudin *et al.*, 2008).

Comment appréhender les incertitudes de prévision dans les bassins non jaugés ?

Les modèles hydrologiques actuels sont une représentation simplifiée d'un hydrosystème. Inévitablement, cette simplification aboutit encore aujourd'hui à de nombreuses incertitudes. Outre les considérations sur le choix de l'unité spatiale et de l'échelle temporelle (modélisation horaire, journalière, mensuelle, annuelle, etc.), les incertitudes liées aux données en entrée des modèles sont considérables, notamment celles liées aux précipitations des bassins. En effet, les mesures météorologiques sont le plus souvent effectuées à des échelles ponctuelles ou sur de très petites surfaces en comparaison avec l'échelle des processus hydrologiques au sein d'un bassin versant. De plus leur variabilité spatio-temporelle induit des erreurs dans l'extrapolation des mesures aux échelles hydrologiques.

Le processus de modélisation pluie-débit lui-même est entaché d'incertitudes. Elles peuvent être induites par les simplifications et le filtrage réalisés pendant le choix de la discrétisation et de la structure du modèle, ce dernier étant lui-même une copie imparfaite de la réalité. Par ailleurs, en prévision hydrologique, d'autres sources d'incertitudes viennent s'y ajouter : les incertitudes liées à la méconnaissance de l'état initial du système (non disponibilité des mesures et/ou faible représentativité des stations de mesure des niveaux des cours d'eau ou de l'humidité des sols par exemple) au moment de la prévision ; sur l'évolution du système jusqu'à l'horizon de prévision considéré (dû à l'imperfection des modèles météorologiques par exemple); sur les prévisions des entrées des modèles (précipitations, températures, etc.). Il faut cependant noter que toutes ces sources d'incertitudes n'ont pas la même importance. Celles liées à la méconnaissance des précipitations futures sont généralement considérées comme les plus importantes.

Sur les bassins non jaugés, ces sources d'incertitude sont encore plus importantes étant donné l'insuffisance (ou le manque) de mesures hydrologiques pour d'une part, effectuer le calage des paramètres de la modélisation, et d'autre part, pouvoir mettre à jour² les états du modèle avant une prévision. Sur ce dernier aspect, spécifique à l'exercice de prévision, on notera que malgré les nombreux développements et l'initiative PUB sur les bassins non jaugés, très peu d'études ont été consacrées à la prévision hydrologique en continu dans les bassins non jaugés.

Objectifs de la thèse

Ce travail de thèse a pour objectif d'investiguer, d'examiner et de développer des approches efficaces pour produire des prévisions hydrologiques en continu sur les bassins non jaugés. Notre ambition est de produire des prévisions hydrologiques de bonne qualité, c'est-à-dire précises et fiables.

Pour cela, nous utiliserons conjointement les prévisions météorologiques d'ensemble (multi-scénarios) et l'information régionale afin de coupler les incertitudes de modélisation et de prévision hydrologique (Figure 1). La finalité est de produire des prévisions hydrologiques d'ensemble capables de mieux quantifier l'incertitude de prévision sur ces bassins, incertitude qui est à la base totale et inconnue dans les bassins non jaugés. Les méthodes ici examinées ont pour objectif de rester simples et robustes, car la finalité recherchée est une application opérationnelle.

Les approches que nous examinons dans cette thèse intègrent ainsi les incertitudes de prévision liées à :

- i. la méconnaissance des erreurs commises dans la modélisation hydrologique de la transformation pluie-débit : en l'absence de paramètres localement optimaux, nous cherchons à créer des ensembles avec les paramètres régionaux ;
- ii. l'insuffisance ou l'absence de mesures hydrologiques en temps réel pour la mise à jour des conditions hydrologiques précédant les prévisions : en l'absence de données locales, nous cherchons à créer des ensembles à partir des informations régionales.
- iii. les incertitudes des scénarios de précipitation future : nous prenons en compte des scénarios possibles la prévision météorologique d'ensemble.

² La mise à jour est une démarche particulière à la prévision, consistant à assimiler les dernières observations afin d'ajuster convenablement le modèle à l'instant initial (avant le lancement d'une prévision). Nous reviendrons sur cet aspect dans le Chapitre 1.

Plan du mémoire

Le mémoire est organisé en 9 grands chapitres, décrit sommairement ci-après.

Le **1^{er} chapitre** expose les défis majeurs de la prévision hydrologique en absence d'observations de débits. Un bilan des différentes approches existantes pour modéliser et prévoir les débits futurs dans les bassins non jaugés a permis de mettre en évidence les questions scientifiques restant ouvertes dans ce type de bassins versants. Les différentes méthodes recensées dans la littérature donnent des pistes pour répondre aux questions : - Où et comment prendre les informations nécessaires à la prévision dans un bassin non jaugé ? - Quel type d'information faut-il rechercher ?

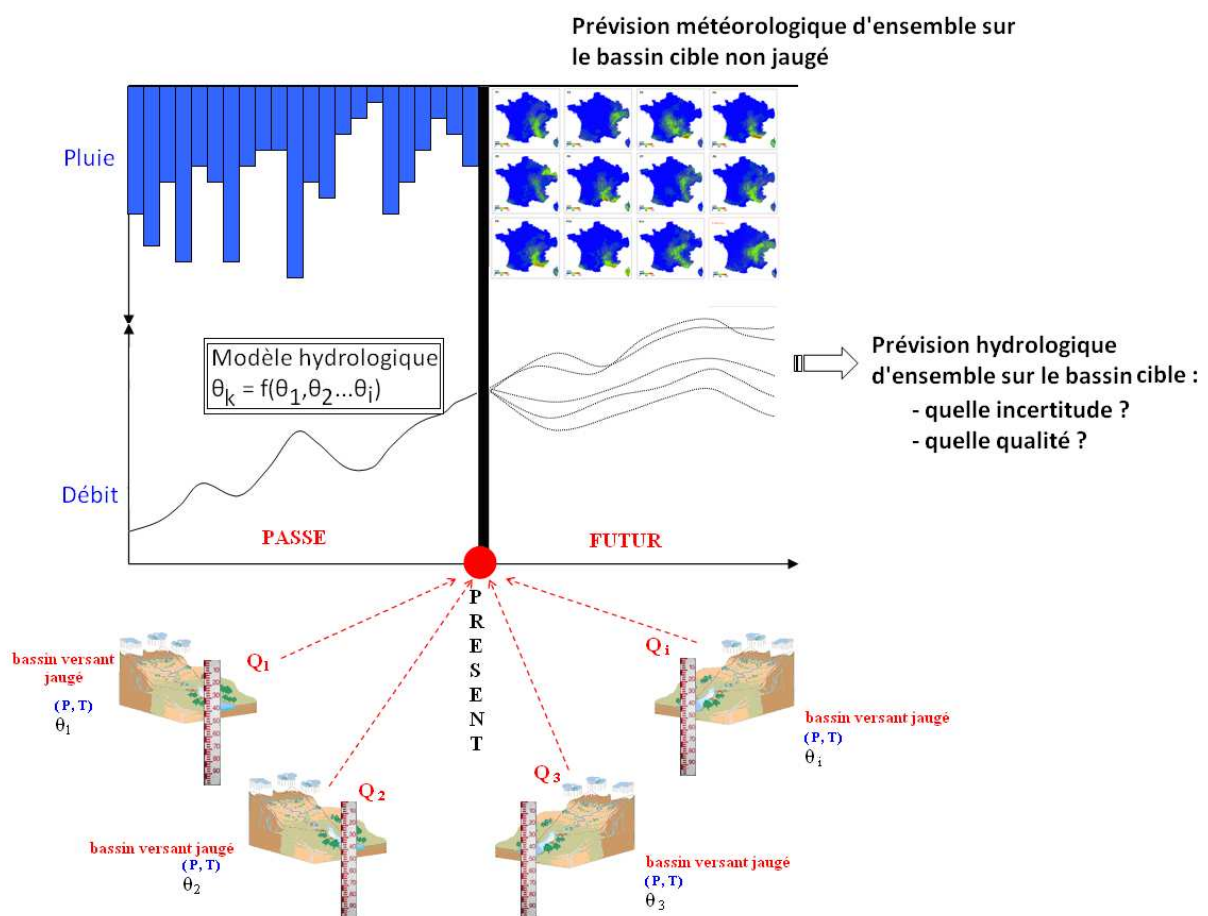


Figure 1 : Schéma illustrant la problématique traitée dans la thèse : comment améliorer la prévisibilité hydrologique dans les bassins non jaugés à l'aide de l'information régionale et de la prévision météorologique d'ensemble, utilisées conjointement pour quantifier l'incertitude de prévision ?

Le **chapitre 2** présente les échantillons de bassins versants choisis pour l'étude ici proposée. Notre échantillon est constitué principalement de 211 bassins versants, utilisés tout au long de l'étude pour la validation des approches examinées. C'est également dans ce second chapitre que les données observées sont présentées : la pluie, les débits, ainsi que les différentes caractéristiques physiques des bassins versants sélectionnées pour ce travail. Les modèles hydrologiques utilisés dans ce mémoire y sont également décrits, ainsi que les prévisions d'ensemble PEARP utilisées en entrée de ceux-ci.

Le **chapitre 3** pose les bases de l'évaluation des prévisions d'ensemble (météorologiques et hydrologiques). Les principaux critères de qualité que l'on cherche à évaluer dans ce travail, ainsi que les scores choisis pour les quantifier y sont définis. Ceci aboutit à la mise en place d'un cadre d'évaluation bien défini, centré sur les qualités de fiabilité et de précision d'ensemble des prévisions.

L'évaluation des prévisions d'ensemble est un peu plus ardue et plus difficile à interpréter par rapport à l'évaluation d'une prévision déterministe. Afin de mieux cerner les qualités d'un ensemble de prévisions, nous proposons un score graphique pour évaluer la précision d'ensemble des prévisions. Le but de ce score est d'informer sur la précision des scénarios, même quand ils ne sont pas fiables.

Dans le **chapitre 4**, nous examinons les prévisions de pluie et de débit en situation jaugée sur les bassins d'étude. Le but est de créer une situation de référence pour les approches en situation non jaugée et de connaître au préalable les limites du système de prévision en mode jaugé.

Le **chapitre 5** regroupe les principaux hypothèses et tests mis en place qui définissent le cadre de base de ce travail sur les bassins non jaugés. Dans un premier temps, plusieurs scénarios sont définis afin de mieux répondre aux questions spécifiques de la prévision. Les aspects "paramétrisation" (recherche de paramètres du modèle pluie-débit) et "mise à jour" (recherche des informations sur les conditions initiales avant le lancement des prévisions) sont découplés pour être traités distinctement. Dans un deuxième temps, on cherche notamment à définir le voisinage permettant de produire des prévisions de bonne qualité sur le bassin non jaugé. Une amélioration de la fiabilité des prévisions y est mise en évidence avec l'utilisation de plusieurs bassins voisins.

Le **chapitre 6** explore une autre approche afin d'améliorer davantage la fiabilité des prévisions. Les caractéristiques physiques des bassins versants sont considérées d'abord individuellement, puis regroupées pour définir les meilleurs jeux de paramètres à transférer vers un bassin où les données hydrologiques historiques ne sont pas disponibles pour le calage du modèle hydrologique.

C'est au **chapitre 7** que les aspects de transfert de la mise à jour des prévisions sont traités. Plusieurs tests sont réalisés afin de déterminer les approches possibles pour mettre à jour le modèle hydrologique sur un bassin où les données de débits ne sont pas disponibles pour être assimilées lors de la prévision. Deux principales questions sont traitées, en l'occurrence : où chercher les données à assimiler, et quelles informations doit-on transférer d'un bassin à un autre ?

Le **chapitre 8** réunit les aspects "simulation" et "mise à jour" afin de fournir des éléments de réponse aux questions posées sur la prévision dans les bassins totalement non jaugés. Dans ce chapitre, les transferts de paramètres et de mises à jour sont traités simultanément.

Le **chapitre 9** présente les principales conclusions et les perspectives qui découlent de ce travail.

Chapitre 1 : Pr vision hydrologique dans les bassins versants non jaug s

1-1 Introduction

Ce chapitre pr sente une synth se bibliographique des approches existantes pour traiter les questions autour de la pr vision hydrologique dans les bassins non jaug s.

Globalement, le terme pr vision signifie anticipation, estimation futur, action de faire des pronostics, de penser   l'avenir et de pr sager. "Pr voir" implique ainsi d' laborer des pr dictions, des pronostics et de faire des projections. La pr vision est, d'une fa on g n rale, la science de la **description de l'avenir** (dictionnaire Larousse).

En hydrologie, les pr visions consistent   anticiper (estimer, pr sager) la r ponse hydrologique d'un bassin versant face aux al as climatologiques. La pr vision hydrologique, bien que fortement li e   la simulation hydrologique, se tourne vers l' volution future des d bits du bassin versant   partir de l'instant pr sent, de l' mission d'une pr vision.

Dans ce chapitre, il s'agit plus particuli rement d'apporter des  l ments de r ponse aux questions suivantes :

- Quels sont les d fis majeurs de la pr vision hydrologique en situation non jaug e (c'est- -dire, en absence d'observations de d bits) ?
- Quelles sont les approches existantes pour mod liser les bassins non jaug s et pr voir les d bits futurs ?
- Quelles questions scientifiques restent ouvertes en pr vision hydrologique des bassins peu ou non jaug s ?

Dans un premier temps, le besoin en donn es d'un syst me de pr vision des d bits est d crit. Ensuite, les approches de simulation des d bits dans les bassins non jaug s sont pr sent es. Par la suite, un paragraphe est construit autour de la mise   jour d'un mod le de pr vision dans les bassins non jaug s. Finalement, nous finirons ce chapitre par les notions de pr visions m t orologiques utilis es en entr e des mod les hydrologiques. Les d tails des principaux articles cit s dans ce chapitre sont pr sent s dans l'Annexe A.

1-2 Le besoin en donn es d'un syst me de pr vision de d bits

Dans la mise en  uvre d'un syst me de pr vision, trois aspects sont essentiels :

- un **mod le de pr vision** capable de simuler les d bits futurs   un point d'int r t du r seau hydrographique ;
- les donn es d'entr e au mod le de pr vision : c'est- -dire, les **observations en temps r el** des r seaux hydrom t orologiques (qui sont, en g n ral, les donn es de pr cipitation, de temp rature et de d bit ou les hauteurs d'eau avec la courbe de tarage associ e) pour alimenter le mod le en conditions op rationnelles ;

- les **scénarios météorologiques futurs** (prévisions météorologiques de précipitation et de température à des échéances données) pour augmenter l'anticipation du système et pouvoir allonger le délai de prévision au-delà du temps de propagation du réseau hydrographique. Ces scénarios permettent ainsi de dépasser la simple observation et d'aller vers l'alerte et la mise en vigilance.

Le cœur d'un système hydrologique de prévision est ainsi constitué d'un modèle hydrologique de simulation des débits et d'un module mise à jour (ou d'assimilation de données) en temps réel (Figure 2). Cet aspect marque la différence majeure entre prévision et simulation : la prévision proprement dite, utilise en temps réel les données observées au moment d'émettre la prévision³, pour effectuer une mise à jour des conditions initiales afin d'assurer une meilleure initialisation des prévisions.

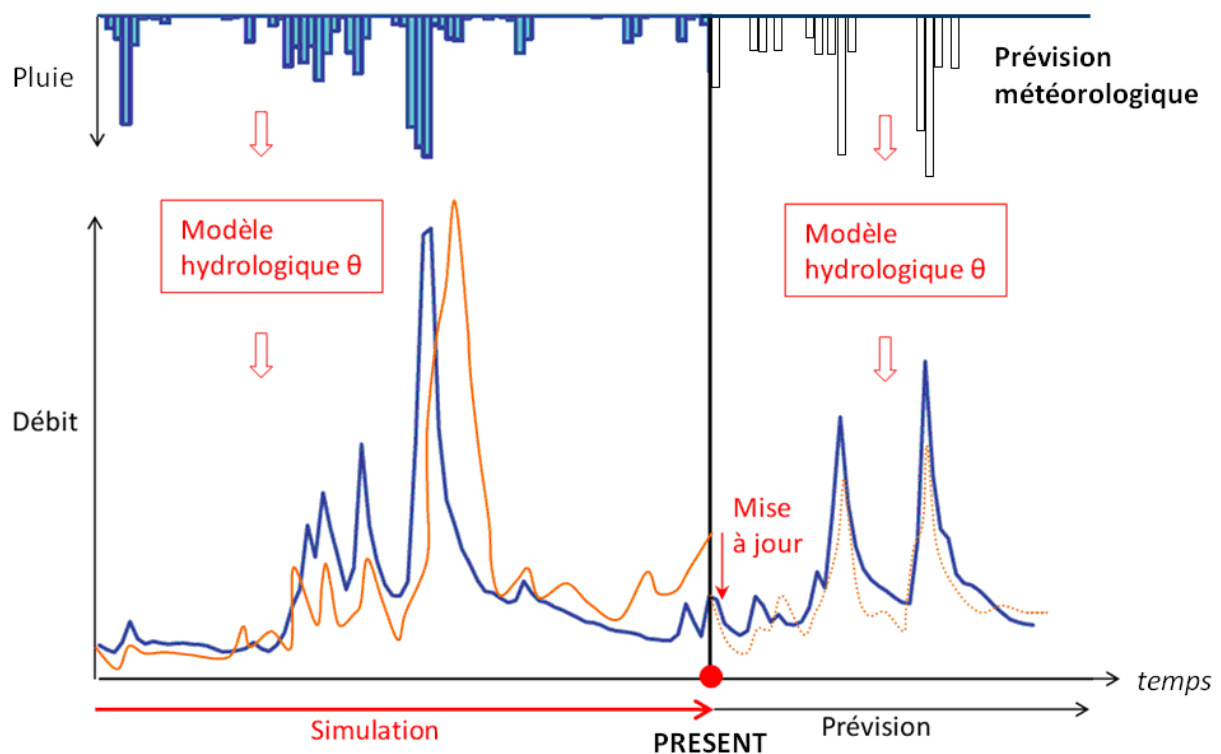


Figure 2: Schéma général d'un système de prévision hydrologique avec ses données d'entrée (données observées en temps réel et prévisions météorologiques pour le futur), le modèle de simulation avec ses paramètres θ et le module de mise à jour appliquée à l'instant de prévision. L'observation est présentée en bleu, la simulation en orange avant la mise à jour à l'instant présent d'émission de la prévision. La prévision est présentée en pointillé

³ On notera cependant que, dans la pratique, la simulation est parfois utilisée à des fins de prévision : les sorties de modèles hydrologiques sont alors traduites directement comme des prévisions, sans qu'aucune procédure de mise à jour n'ait été effectuée.

Dans les deux premiers aspects de mise en  uvre du syst me de pr vision, le r le des **observations de d bits est crucial**,

1. **pour la mod lisation hydrologique** : les donn es permettent de caract riser le fonctionnement hydrologique et/ou hydraulique du bassin versant et de construire des repr sentations de ce comportement pour simuler les d bits futurs (cas des mod les   base physique). Habituellement, des observations historiques (s ries temporelles de pr cipitation, de temp rature et de d bits) sont essentielles pour effectuer le calage et la validation du mod le hydrologique (cas des mod les empiriques ou conceptuels).

Dans ce dernier cas de figure, le param trage des mod les est une  tape importante dans la mod lisation. En effet, les param tres permettent de traduire la r alit  du bassin versant et c'est le calage qui permet de les identifier. Cette op ration consiste   "s lectionner les param tres d'un mod le de fa on   ce que celui-ci simule le comportement hydrologique du bassin versant de la meilleure fa on possible " (Madsen, 2000). Le calage peut se faire manuellement par une proc dure "essai et erreur" ou automatiquement par une proc dure d'optimisation en recherchant le minimum d'une fonction math matique (commun ment appel  fonction objectif) reliant les donn es mesur es aux param tres calcul s sur une p riode plus ou moins longue (Refsgaard, 1997).

Il faut noter cependant, que le jeu de param tres obtenus apr s calage d pend fortement du mod le et de la fonction objective utilis s (Gupta *et al.*, 1998 ; Madsen, 2003) : en cons quence, le calage multi-objectif (utilisant plusieurs fonctions objectives) peut aboutir   plusieurs jeux de param tres optimaux. De plus les param tres optimaux ne sont pas uniques : plusieurs jeux de param tres permettent de r aliser des simulations avec les m mes performances (principe d' quifinalit ) (Beven et Freer, 2001). Cet aspect refl te en partie les incertitudes li es   la mod lisation.

2. **pour l'op ration en temps r el du syst me** : les donn es t l transmises permettent de positionner le syst me dans les conditions initiales les plus proches de ce qui a  t  observ  au sein du bassin versant ; la pr vision peut alors  tre lanc e dans les meilleures conditions op rationnelles.

Ces derni res ann es, plusieurs approches ont  t  d velopp es pour l'assimilation des donn es observ es dans un mod le de pr vision op rationnelle. Par assimilation, on entend l'utilisation conjointe des informations issues du mod le et des observations, afin d'avoir une meilleure connaissance du syst me au pr sent et de pouvoir formuler une correction aux  tats et/ou aux sorties des mod les (Berthet, 2010). Cette d marche constitue la "mise   jour".

Plusieurs sortes de proc dures sont r pertori es pour l'assimilation des donn es. La mise   jour des donn es en entr e du mod le se focalise sur l'am lioration des donn es de pr cipitations (Refsgaard, 1997) ou l'utilisation des moyennes des pr cipitations et de l' vapotranspiration (Seo *et al.*, 2003). D'autres  tudes s'int ressent   la mise   jour des param tres (Wagener et McIntyre, 2005 ; Gupta *et al.*, 1998) ou   la mise   jour des conditions initiales du mod le, comme les humidit s du sol (Wohling *et al.*, 2006 ; Brocca *et al.*, 2009; Thirel, 2009). La proc dure la plus courante de mise   jour en hydrologie est la correction des  tats et/ou des sorties du mod le, o  les derniers  tats ou sorties du mod le sont ajust s en fonction des derni res observations au moment de lancer la pr vision (Tangara, 2005 ; Moore, 2007 ; Berthet, 2010).

En r sum  et en cons quence de toutes ces consid rations, les d fis majeurs de la pr vision hydrologique en situation non jaug e sont donc li s   :

- la d finition m me du mod le (c'est- -dire la recherche des valeurs des param tres optimaux de la repr sentation choisie) ;
- le fonctionnement du mod le op rationnel en temps r el (c'est- -dire, la recherche de l'information qui aidera   d finir le mieux possible l' tat hydrique du syst me au moment d' mettre la pr vision).

Plusieurs questionnements ressortent ainsi en pr vision dans les bassins non jaug s, en l'occurrence :

- la recherche de l'information : **quelle information est la plus pertinente ?**
- l'endroit o  chercher l'information : **mais o  aller chercher l'information ?**
- le transfert vers le site non jaug  : **mais comment transf rer l'information ?**

Les diff rentes  tudes d velopp es dans la litt rature ciblant les situations non jaug es donnent des pistes de r ponse. Les m thodes consistent globalement   s'aider de l'information r gionale pr sente dans des r gions consid r es comme hydrologiquement homog nes ou similaires. Diff rentes approches de transfert sont  galement pr sentes dans les  tudes. Le transfert est r alis  d'un bassin "**donneur** " qui est le bassin jaug , vers le bassin "**cible**" non jaug . Souvent le contexte des  tudes est celui de la simulation, mais rarement celui de la pr vision.

Dans ce travail, nous nous appuierons sur les approches et les techniques existantes dans la litt rature pour, d'un c t , b tir les approches que nous utiliserons pour la mod lisation (ou la simulation des d bits) et, de l'autre c t , effectuer la mise   jour des simulations pour la pr vision des d bits futurs dans les bassins non jaug s.

1-3 Simuler les d bits dans les bassins non jaug s

Plusieurs  tudes sur la simulation des d bits dans les bassins non jaug s ont  t  men es au cours de ces trente derni res ann es, dans le but de pouvoir repr senter au mieux le comportement hydrologique d'un bassin versant sans station hydrom trique   son exutoire. He *et al.* (2011) proposent une revue des m thodes d velopp es jusque lors pour la simulation en continue des d bits dans les bassins non jaug s. Les auteurs classent les m thodes existantes selon deux principales cat gories : (i) les m thodes bas es sur les distances, (ii) les m thodes bas es sur la r gression.

La premi re cat gorie fait r f rence   la distance g ographique et hydrologique. L'information appartenant au bassin dont la distance (g ographique ou hydrologique) au bassin non jaug  est la plus faible, est transf r e vers ce dernier. Les approches bas es sur la distance g ographique englobent  galement le krigeage o  les informations des r gions voisines sont interpol es sur le bassin non jaug . La distance hydrologique est d finie   partir des caract ristiques physiographiques et climatiques des bassins jaug s. La deuxi me cat gorie regroupe les m thodes bas es sur la r gression reliant les caract ristiques physiographiques et morphologiques des bassins versants aux param tres des mod les hydrologiques. Ce sont ensuite ces relations qui sont transf r es vers le bassin non jaug .

L'article pr sente certes une classification originale des m thodes utilis es en r gionalisation, mais certains points restent n anmoins flous. Par ailleurs, les limites et les avantages des m thodes sont peu confront s. De plus, nous ne retrouvons pas des pistes sur la meilleure mani re de classer ou de combiner les techniques pour aboutir   des simulations de bonne qualit  et   une r duction des incertitudes dans les bassins versants non jaug s. Par ailleurs, il ne transparait pas  galement des propositions sur ce qu'il reste   faire dans les bassins non jaug s, c'est- -dire, les  tudes qui manquent ou les points qu'il faut actuellement approfondir pour atteindre au mieux les objectifs de simulation dans les bassins non jaug s.

Dans notre propre description des diff rentes approches pour simuler les d bits dans les bassins non jaug s, nous avons choisi de classer les m thodologies d'estimation r gionale (ou de "r gionalisation") en deux  tapes :

1. la d finition et la d termination des r gions hydrologiquement homog nes, c'est- -dire le regroupement des stations ayant un comportement hydrologique semblable ;
2. la m thode d'estimation r gionale, c'est- -dire, la m thode de transfert   un site non-jaug  (cible) de l'information hydrologique des sites jaug s (donneurs) appartenant   la m me r gion hydrologique.

Ce choix de classification est dict  par les questionnements mis en  vidence dans les paragraphes pr c dents, en l'occurrence : "o  chercher l'information?" que cherche   r pondre le premier point, ensuite "comment transf rer l'information", qui est trait  dans le deuxi me point. La question sur "quelle information est la plus pertinente" est consid r e au long de ces deux  tapes.

1-3-1 Méthodes de recherche de régions homogènes

Pour un bassin non jaugé, les informations hydrologiques que l'on peut exploiter sont celles des régions jaugées, jugées "homogènes". Dans la définition des régions homogènes, deux grandes tendances apparaissent dans la littérature : les régions définies par des critères géographiques et les régions définies par des critères de similitude hydrologique.

a) Régionalisation basée sur des critères géographiques

Cette approche est une des plus simples. Elle est basée sur l'hypothèse selon laquelle les bassins qui sont proches se comportent similairement en termes de réponse hydrologique, car les caractéristiques physiques et climatiques sont relativement homogènes dans une même région (Blöschl, 2005 ; Sawicz *et al.*, 2011).

Les bassins considérés comme "homogènes" peuvent être des bassins géographiquement proches (la proximité est indiquée par la distance euclidienne entre les centroïdes ou les exutoires des bassins versants) ou des stations amont ou aval de sites non jaugés : par exemple, Egbuniwe et Todd (1976) et Patil *et al.* (2011) ont travaillé sur deux bassins d'un même fleuve ; Vandewiele et Xu (1991) ont traité des bassins adjacents ; Norbiato *et al.* (2008) ont transféré les données des grands bassins vers leurs sous-bassins.

Merz et Blöschl (2004) et Oudin *et al.* (2008) ont comparé plusieurs méthodes pour identifier les bassins similaires et ont montré que la régionalisation basée sur la proximité géographique donnait les meilleurs résultats en simulation. Cette homogénéité peut être justifiée par la similarité des mécanismes de génération des crues.

Cependant, de nombreuses autres études remettent cette approche en question : par exemple, Reed *et al.* (1999), Ouarda *et al.* (2001), Shu et Burn (2003) et McIntyre *et al.* (2005) montrent, dans leurs cas d'étude respectifs, que les caractéristiques physiographiques peuvent changer d'une manière abrupte d'un bassin à un autre malgré leur proximité géographique.

b) Régionalisation basée sur des similarités physiographiques, climatiques ou hydrologiques

Cette approche est très usuelle dans la bibliographie. Elle a pour objectif de transposer des informations d'un bassin jaugé "donneur" vers un bassin "cible" non jaugé, considéré comme suffisamment similaire physiographiquement (Oudin *et al.*, 2010). Les caractéristiques des bassins versants prises en compte sont, dans ce cas, considérées comme attributs représentatifs des processus hydrologiques (Gottschalk, 1985). Il est admis que les bassins versants ayant des attributs similaires sont susceptibles de présenter un processus analogue de génération de crues et peuvent également avoir des comportements similaires en termes de fréquence des crues (Burn et Boorman, 1993 ; Acreman et Sinclair, 1986).

Ces attributs comprennent la taille du bassin versant, le r seau de drainage, l'occupation des sols, la g ologie, l'altitude (moyenne, variabilit  et diff rence d'altitude maximale), les pentes (moyenne et variabilit ), les caract ristiques du sol (nature, superficie du substrat perm able) ainsi que les variables climatiques telles que, les pr cipitations annuelles moyennes et saisonni res, le coefficient de variabilit  des pr cipitations et l' vapotranspiration annuelle (Bl schl et Sivapalan, 2005). Cependant, on notera que la variabilit  spatiale de certaines caract ristiques des bassins versants (par exemple les pr cipitations et les caract ristiques souterraines) est souvent un obstacle majeur dans l'identification de descripteurs hydrologiques ad quats.

Certaines  tudes se basent alors sur des crit res purement hydrologiques (les d bits moyens, les d bits de crues ou les d bits d' tiages, la description des  coulements, du stockage et des temps de r ponse du bassin) pour le regroupement des bassins (Vogel *et al.*, 1999 ; McDonnell et Woods, 2004 ; Yadav *et al.*, 2007). Contrairement   la majorit  des crit res physiographiques, il demeure n anmoins une incertitude importante dans l'estimation de ces variables hydrologiques, surtout pour les valeurs extr mes et pour les bassins tr s peu ou non jaug s.

Toujours dans cette m me optique, d'autres m thodes ont aussi  t  retrouv es dans la litt rature faisant appel   des diff rentes grandeurs pour caract riser la ressemblance entre bassins. Elles sont bas es sur :

- la similitude de diff rents indices : indice des d bits, indice de similitude entre bassins, indice de basses eaux et les indices de crue⁴, indice de pente, indice d'aridit  (Dalrymple, 1960 ; Yadav *et al.*, 2007 ; Zvolensky *et al.*, 2008 ; Castiglioni *et al.*, 2009 ; Oudin *et al.*, 2010) ;
- la similitude des courbes de d bits class s : il s'agit de regrouper les bassins ayant des courbes similaires, qui ne diff rent d'une courbe type   validit  r gionale que par leur moyenne et leur  cart-type (Yu et Yang, 1996 ; 2000 ; Krakovskaia *et al.*, 2006 ; Mohamoud, 2008 ; Masih *et al.*, 2010 ; Bulygina *et al.*, 2011) ;
- l'utilisation des saisonnalit s : la saisonnalit  des d bits et des pr cipitations est utilis e pour d duire les processus de production des crues. Ils peuvent   leur tour  tre utilis s pour d limiter les r gions homog nes. Les auteurs estiment que les similarit s dans la saisonnalit  des variables hydrologiques sont des cons quences des similitudes des processus hydrologiques et m t orologiques sous-jacents (Merz *et al.*, 1999 ; Piock-Elleena *et al.*, 1999).

⁴ La m thode d'indice de crue est employ e pour d velopper une courbe de fr quence de crues adimensionnelle sur les bassins jaug s, qui associe l'ampleur de la crue   son occurrence. L'indice de crue souvent utilis  est une crue moyenne ou m diane

Dans la r gionalisation par similarit  il s'agit de ne plus consid rer la distance g ographique entre les bassins, mais une distance par similarit  physiographique et climatique, donn e par l' quation :

$$d_{cible,donneur} = \sqrt{\sum_{i=1,l} w_i \left(\frac{X_{cible,i} - X_{donneur,i}}{\sigma_{xi}} \right)^2}$$

 quation 1

O , $X_{cible,i}$ et $X_{donneur,i}$ sont les valeurs des descripteurs physiographiques i ($i = 1, \dots, l$) ; σ_{xi} repr sente l' cart-type du descripteur calcul  sur tous les bassins versants. w_i est le poids associ    chaque descripteur. Il peut  tre :

- (i) le m me pour tous les descripteurs (Parajka *et al.*, 2005 ; Kay *et al.*, 2006 ; Oudin *et al.*, 2008 ; Zhang et Chiew, 2009) ;
- (ii) ou optimis  (Oudin *et al.*, 2010).

D'autres approches consistant   regrouper les bassins dits "similaires", par plusieurs techniques d'analyse multivari e apparaissent  galement dans la litt rature. Les bassins sont donc regroup s en s'appuyant sur les techniques de : Analyse en Composantes Principales (ACP), analyse de correspondance, analyse typologique (ou "cluster analysis"), analyse discriminante, m thode s quentielle, etc. (Nathan et McNahon, 1990 ; McIntyre *et al.*, 2005 ; Kay *et al.*, 2006 ; Ouarda *et al.*, 2007 ; Prinzie *et al.*, 2011).

c) Approches combin es

Il est  galement possible de combiner des approches bas es sur des crit res g ographiques aux approches bas es sur des attributs du bassin. Dans ce cas, chaque site « cible » est consid r  comme le centre de sa propre r gion ou zone d'influence (Burn, 1990 ; Merz et Bl schl, 2005 ; Samaniego *et al.*, 2010). L'identification de cette zone d'influence se base sur la mesure de la distance euclidienne dans un espace multidimensionnel de plusieurs attributs des bassins versants. Le donneur (ou le groupe de donneurs) est celui parmi les voisins qui ressemble le plus au bassin non jaug  (Zhang et Chiew, 2009).

Une fonction de poids peut  tre d finie pour refl ter les importances relatives de chaque site par rapport au site cible non jaug  (Bao *et al.*, 2012). La s lection des crit res, ou des attributs, est bas e sur l'exp rience acquise par des  tudes ant rieures ou des analyses de corr lation entre les donn es. Certaines  tudes consid rent comme attributs, en plus des caract ristiques hydrologiques, des donn es m t orologiques (Mathier *et al.*, 1994), en l'occurrence : la m diane des temp ratures moyennes journali res, la moyenne des pr cipitations pour les 5 jours pr c dents la crue, la moyenne des  paisseurs de la couverture neigeuse, et la pr cipitation annuelle moyenne.

Le Tableau 1 pr sente une synth se des approches existantes dans la litt rature pour la recherche de r gions homog nes. Il regroupe les m thodes pour la d finition des r gions homog nes, les hypoth ses sur lesquelles ils s'appuient, ainsi que les principales  tudes qui les traitent.

Tableau 1 : Tableau de synth se bibliographique pour la recherche de r gions homog nes

M�thodes	Hypoth�ses	Principales �tudes
Proximit� g�ographique	Des r�ponses hydrologiques similaires sont attendues dans des bassins g�ographiquement proches, car les caract�ristiques physiques et climatiques sont homog�nes dans une m�me r�gion.	Vandewiele et Xu, 1991 ; Merz et Bl�schl, 2004 ; Norbiato <i>et al.</i> , 2008 ; Oudin <i>et al.</i> , 2008
Similarit�s physiques ou hydrologiques	La similarit� des caract�ristiques physiques implique une similarit� des r�ponses hydrologiques.	Pilgrim, 1983 ; Bardossy, 2007 ; Reichl <i>et al.</i> , 2009 ; Oudin <i>et al.</i> , 2008
Approches combin�es	Combinaison des deux hypoth�ses ci-dessus.	Merz et Bl�schl, 2005 ; Zhang et Chiew, 2009 ; Samaniego <i>et al.</i> , 2010 ; Oudin <i>et al.</i> , 2008, 2010

1-3-2 Approches de transfert de l'information r gionale

Dans les paragraphes pr c dents, nous avons d fini les diff rentes pistes   poursuivre afin de d finir o  peut-on r cup rer de l'information pour un bassin non jaug . Par la suite, nous traiterons comment transf rer ces informations vers le bassin non jaug . Dans la litt rature, plusieurs  tudes ont  t  r alis es afin de distinguer la meilleure approche pour transf rer les param tres r gionaux, notamment dans le cas de simulation et de pr d termination des d bits dans les bassins non jaug s. Les m thodes fr quemment utilis es sont d crites ci-apr s.

a) M thodes bas es sur les relations de r gression

Les m thodes de transfert d'information des bassins donneurs vers les bassins cibles les plus courantes dans la litt rature sont celles bas es sur des r gressions statistiques. L'objectif ici est de d velopper des relations *a posteriori* entre, d'une part, les caract ristiques des bassins versants et, d'autre part, la variable que l'on cherche   expliquer. Cette derni re est le plus souvent les valeurs des param tres cal s des mod les hydrologiques sur les sites jaug s ou les quantiles de crue des sites jaug s. On retrouve  galement des r gressions  tablies avec des hydrogrammes unitaires ou encore les indices de crue et de basses eaux (Dalrymple, 1960).

Des mod les statistiques de r gression multiple sont utilis s pour associer les caract ristiques des bassins   la variable   expliquer, pour  tre ensuite appliqu s aux sites non jaug s. Par exemple, on retrouve dans la litt rature les r gressions liant l'indice de crue   des attributs du bassin, (Grover *et al.*, 2002 ; Haberlandt *et al.*, 2001 ; Kjeldsen et Jones, 2009 ; Castiglioni *et al.*, 2009) ou des hydrogrammes unitaires (Jun *et al.*, 2003).

Nous nous int ressons plus particuli rement ici au cas des r gressions qui cherchent   expliquer les param tres d'un mod le de simulation. Une fois la relation de r gression  tablie, elle est utilis e pour d terminer les param tres d'un bassin non jaug    partir de ses attributs physiographiques et climatiques. Cette m thode repose sur deux hypoth ses sous-jacentes :

1. il est consid r  qu'une relation bien fond e existe entre les caract ristiques observables du bassin et les param tres du mod le ;
2. il est admis que les attributs du bassin choisis pour la r gression fournissent des informations pertinentes d crivant le comportement du bassin choisi.

On peut classer les d marches de r gression en trois sous-groupes : la r gression   deux  tapes, la r gression s quentielle et la r gression simultan e.

- La r gression   deux  tapes est la plus r pandue dans les  tudes r pertori es. D'abord, les param tres sont cal s sur chaque bassin, ensuite une relation est  tablie entre les param tres et les descripteurs des bassins versants. Cette m thode semble logique, cependant, les relations trouv es ne sont pas toujours bonnes et leur applicabilit  sur les bassins non jaug s est limit e   cause des difficult s li es (i)   trouver des relations de r gression satisfaisantes (coefficients de corr lation faibles) dans les bassins jaug s, (ii)   mesurer et   d finir les descripteurs physiques r ellement significatifs dans le processus hydrologique, (iii)   la corr lation entre les descripteurs eux-m mes (Sefton et Howarth, 1998 ; Post *et al.*, 1998 ; Post et Jakeman, 1999 ; Xu, 1999 ; Seibert, 1999 ; Kokkonen *et al.*, 2003 ; Merz et Bl schl, 2004 ; Wagener et Wheeler, 2006 ; Heuvelmans *et al.*, 2006 ; Young, 2006).
- La r gression s quentielle pas- -pas regroupe,   chaque r gression, les variables les moins corr l es entre elles et les plus corr l es   la variable   expliquer. La proc dure d'optimisation de la relation est diff rente car chaque param tre est pris individuellement et la r gression se construit par  tapes (Lamb *et al.*, 2000 ; Lamb et Kay, 2002, 2004 ; Calver *et al.*, 2005 ; Wagener et Wheeler, 2006).
- La r gression simultan e cherche   traiter simultan ment les deux  tapes de la r gression traditionnelle au lieu de les r aliser ind pendamment l'une de l'autre. On cherche   caler en parall le un jeu de param tres unique sur les bassins d'une r gion avec pour double objectif d'optimiser la simulation des chroniques de d bit et d'obtenir une bonne relation entre les param tres du mod le hydrologique et les caract ristiques des bassins. Cette approche est retrouv e dans les  tudes de Fernandez *et al.* (2000), Hundecha et Bardossy (2004), Parajka *et al.* (2007). Les  tudes ont montr  des relations

presque significatives entre les param tres du mod le et les caract ristiques des bassins. Cependant, la transposition de ces relations r gionales "am lior es" n'a pas toujours permis d'am liorer l'estimation des d bits dans les bassins suppos s non jaug s.

b) M thodes de transposition

Une approche dite analogique consiste en une transposition de l'information obtenue sur un ou plusieurs bassins analogues jaug s, vers le bassin non jaug . Dans la plupart des cas, cette m thode est appliqu e sur les bassins situ s sur la m me ligne d'eau. Elle est souvent utilis e pour la pr d termination (Niggli *et al.*, 2001). Le quantile recherch  est alors la moyenne pond r e des quantiles des bassins analogues, le poids de chaque bassin  tant relatif   sa proximit  g ographique (les bassins les plus proches ont donc plus de poids).

Les informations transpos es peuvent cependant  tre  galement les param tres d'un mod le hydrologique : le jeu de param tres d'un bassin jug  analogue est transpos  tel quel au bassin non jaug  (Luyet, 1990 ; Rojas Serna, 2005 ; Rojas Serna *et al.*, 2006 ; Parajka *et al.*, 2005 ; Masih *et al.*, 2010 ; Exbrayat *et al.*, 2011). Une d riv e de cette m thode consiste   utiliser un ensemble de param tres pour d finir les param tres sur un site non jaug , au lieu de choisir un seul jeu de param tres. Un ensemble peut ainsi  tre cr   :

- avec les param tres des bassins homog nes (Kay *et al.*, 2006 ; Hay *et al.*, 2009 ; Samaniego *et al.*, 2010), les moyennes des param tres des bassins voisins, ou les valeurs des param tres combin s et pond r s par l'inverse de la distance par rapport au site cible (Parajka *et al.*, 2005),
- avec les jeux de param tres de plusieurs mod les (Beven et Freer, 2001; Exbrayat *et al.*, 2011),   partir d'une distribution statistique, d finie sur les valeurs possibles des param tres. Les param tres du bassin non jaug  sont ensuite tir s de cette distribution (McIntyre *et al.*, 2005).

c) M thodes bas es sur la g ostatistique

Une troisi me approche de transfert d'information vers les bassins non jaug s consiste   utiliser des m thodes d'estimation r gionale bas es sur la g ostatistique (Merz *et al.*, 2000 ; Sauquet, 2006). Cette approche est souvent utilis e pour l'interpolation spatiale des donn es climatiques (les pr cipitations moyennes ou maximales, par exemple), mais peut  galement  tre appliqu e   des variables hydrologiques : le d bit moyen annuel (Sauquet, 2006), des s ries de d bits (Archfield et Vogel, 2010) ou encore des indices de basses eaux (Haberlandt *et al.*, 2000; Castiglioni *et al.*, 2009, 2011).

Les techniques de g ostatistique les plus courantes sont le krigeage et la pond ration selon l'inverse de la distance des param tres du mod le hydrologique (Parajka *et al.*, 2005 ; Viviroli *et al.*, 2009b). L'avantage des m thodes g ostatistiques est qu'elles offrent une meilleure estimation lin aire sans biais. L'inconv nient demeure dans la difficult  de bien saisir la structure spatiale r elle des variables hydrologiques, impos e par des conditions climatiques et g ologiques.

Le Tableau 2 r capitule les diff rentes m thodes de transfert r pertori es.

Tableau 2 : Tableau de synth se bibliographique pour les approches de transfert

M�thodes	Description	Limites	Principaux auteurs
R�gression	Relations entre les caract�ristiques des bassins versants et la variable � expliquer (souvent les valeurs des param�tres cal�s d'un mod�le hydrologique).	- la variabilit� spatiale des caract�ristiques des bassins versants - les probl�mes d'observation des caract�ristiques souterraines	Vogel <i>et al.</i> , 1999 Haberlandt <i>et al.</i> , 2001 Drogue <i>et al.</i> , 2002 Yadav <i>et al.</i> , 2007 Oudin <i>et al.</i> , 2008
Transposition	Transposition des informations des bassins similaires vers la cible (souvent les valeurs des param�tres cal�s).	- le principe d'�quifinalit� - la d�pendance des valeurs des param�tres aux conditions sp�cifiques de calage	McIntyre <i>et al.</i> , 2005 Rojas-Serna <i>et al.</i> , 2006 Oudin <i>et al.</i> , 2008 Zvolensky� <i>et al.</i> , 2008 Samaniego <i>et al.</i> , 2010
G�ostatistique	M�thode d'interpolation spatiale des donn�es	- la difficult� de prendre en compte la structure spatiale impos�e par des conditions climatiques et g�ologiques des variables hydrologiques	Sauquet, 2006, 2008 Parajka <i>et al.</i> , 2005 Sk�ien <i>et al.</i> , 2006 Viviroli <i>et al.</i> , 2009b

1-3-3 Synth se et limites des diff rentes approches

Malgr  que la r gression soit une pratique courante dans les  tudes de r gionalisation, une attention particuli re doit  tre port e aux valeurs et au transfert des param tres des mod les hydrologiques. Plusieurs auteurs montrent que l'am lioration des relations entre les param tres d'un mod le et les caract ristiques des bassins versants n'implique pas toujours une am lioration de la capacit  d'extrapolation du mod le en question, permettant de l'utiliser pour  valuer les d bits sur les sites pour lesquels il n'y a pas de mesures de d bits. Ceci est d  au fait qu'il est souvent difficile de donner un sens physique aux param tres issus d'un calage (Fernandez *et al.*, 2000 ; Kokonnen *et al.*, 2003).

Oudin *et al.* (2010) ont aussi mis en  vidence que les bassins consid r s comme analogues, selon des caract ristiques physiographiques, ne sont pas toujours hydrologiquement similaires. Il est donc utile de faire appel   des descripteurs hydrologiquement pertinents et   davantage de caract ristiques g ologiques afin de prendre en compte les comportements sp cifiques des bassins versants.

De plus, la plupart des  tudes bas es sur la mod lisation ont montr  qu'il n'existe pas un unique jeu de param tres pour d finir la meilleure ad quation du mod le   la r ponse d' coulement d'un bassin versant. Les valeurs des param tres sont plus ou moins d pendants des conditions sp cifiques de la p riode de calage et/ou des erreurs de saisie possibles ou des insuffisances de donn es (Yapo *et al.*, 1996 ; Oudin *et al.*, 2006a ; Perrin *et al.*, 2007).

Quelle que soit la m thode utilis e pour transf rer les param tres, il faut noter que :

- un jeu de param tres optimal d pend du mod le et de la fonction objective utilis e pour mesurer la performance (Gupta *et al.*, 1998 ; Madsen, 2003) ;
- les param tres sont eux-m mes de nature incertaine (Kuczera et Mroczkowski, 1998) ;
- les param tres ne sont pas uniques : plusieurs jeux peuvent aboutir   des simulations avec les m mes performances (principe d' quifinalit ) (Beven et Freer, 2001) ;
- il est pr f rable de transf rer un jeu complet de param tres et non chaque param tre ind pendamment (Bardossy, 2007).

Enfin, on soulignera que toutes les m thodes d crites ont souvent  t  d velopp es et test es dans un contexte de pr d termination et/ou simulation hydrologique. Des applications au cas de la pr vision de crues dans les bassins non jaug s sont plus rares dans la litt rature.

1-3-4 Autres approches

En r sum , il existe plusieurs techniques permettant de faire de la simulation dans les bassins non jaug s, mais rarement ces techniques sont utilis es dans le domaine de la pr vision. On retrouve cependant d'autres m thodes pour la pr vision des crues dans les bassins non jaug s : en l'occurrence, les approches utilisant les r seaux de neurones artificiels (ou RNA). Les RNA sont construits afin de mod liser les relations entre une s rie de descripteurs de bassins versants et les amplitudes des crues associ es des bassins jaug s (Abrahart *et al.*, 2004 ; Govindaraju, 2000). Ils permettent de retrouver des relations complexes des bassins jaug s et tirent des informations des donn es (" tape d'entrainement ou d'apprentissage"). Ce sont ces relations qui sont par la suite transpos es dans les bassins non jaug s. Les  tudes de Hsu *et al.* (1995), Besaw *et al.* (2010) et Napolitano *et al.* (2010) traitent sp cifiquement de la pr vision des crues et leurs r sultats montrent d'assez bonnes performances. Malgr  cela, les r seaux de neurones sont difficiles   mettre en  uvre car leur calage reste difficile (Fortin *et al.*, 1997). De plus, leur d savantage r side dans la non-prise en consid ration des processus hydrologiques dans leur fonctionnement et dans leur d pendance de l'information contenue dans les donn es, entrainant ainsi une tr s faible capacit  d'extrapolation. Les RNA se pr sentent comme des mod les "bo tes noires" pour les pr visionnistes (Tangara, 2005).

La mod lisation distribu e peut aussi  tre consid r e comme une approche capable d' tendre la pr vision de d bits, que le bassin soit jaug  ou non (Moore *et al.*, 2006; Reed *et al.*, 2007; Norbiato *et al.*, 2008 ; Roux *et al.*, 2011). Ce sont des mod les qui poss dent des grilles   haute r solution ou des unit s hydrologiques homog nes et repr sentatives. G n ralement, chaque unit  poss de un r servoir de stockage dont les capacit s d pendent des diff rents mod les, et l' coulement est d fini par les pentes vers le r seau hydrologique. Ils ont ainsi pour finalit , soit de permettre l'alerte aux crues, soit de produire des simulations continues de d bits en tout point du r seau hydrographique, voire m me du bassin versant. Selon les mod les, si les param tres doivent  tre cal s   partir des observations des d bits, les m thodes utilis es en situation non jaug e sont identiques aux approches cit es dans les paragraphes pr c dents. Pour certains mod les hydrologiques distribu s, les param tres physiques peuvent  tre d duits par des mesures in situ ou satellitaires.

En mod lisation distribu e, la pr vision r alis e sur les bassins non jaug s s'appuient sur les points suivants (Moore *et al.*, 2006 ; Fortin *et al.*, 2006 ; Reed *et al.*, 2007 et Cole et Moore, 2009):

- l'exploitation des donn es spatio-temporelles de pr cipitations (donn es radars ou sorties de mod les m t orologiques) pour la pr vision et l'alerte aux crues,
- l'utilisation des donn es spatiales spatialis es tels que les MNT (mod les num riques de terrain), la couverture v g tale, les donn es de sol et des propri t s de la g ologie, pour b tir un mod le   base physique.

SIM est un exemple de mod le distribu ,  tudi    des fins de pr visions en France. C'est un mod le hydrom t orologique d velopp  et valid  par M t o-France et est le r sultat du couplage entre SAFRAN (Quintana-Seg   *et al.*, 2008), ISBA (Noilhan et Planton, 1989) et MODCOU (Ledoux *et al.*, 1984 ; Ledoux, 2003 ; Habets, 1998). Le syst me SAFRAN fait appel   la fois   des observations et   des sorties de mod les pour fournir pour chaque zone des profils verticaux des param tres m t orologiques au pas de temps horaire. ISBA est le sch ma de surface du mod le de climat de M t o-France. Il a  t  d velopp  afin de simuler les  changes d'eau et d' nergie entre le sol, la v g tation et les basses couches de l'atmosph re gr ce   plusieurs param tres (li s au sol et   la v g tation). ISBA fonctionne sans calage proprement dite, cependant certains param tres li s au sol sont d finis   partir des relations faisant intervenir les quantit s mesur es historiques. MODCOU est un mod le distribu  hydrog ologique   base physique, il prend en charge le drainage et le ruissellement de surface produits par ISBA sur chacune de ses mailles et assure le transfert de cette eau vers et dans la rivi re ou dans une  ventuelle nappe aquif re, ainsi que le transfert nappe-rivi re. MODCOU n'a  galement pas besoin de calage, n anmoins, les temps de transfert jusqu'  l'exutoire sont calcul s   partir d' v nements pass s. Sur le mod le SIM, le r seau hydrographique sur la France est bas  sur un mod le num rique de terrain   une r solution de 1 km. Quand les caract ristiques des mailles le permettent, les mailles sont parfois regroup es en une maille plus grande de 8 km² (Rousset *et al.*, 2004).

SIM est donc utilis  pour la pr vision (Rousset Regimbeau, 2007; Thirel, 2009) en rempla ant l'analyse SAFRAN par la pr vision m t orologique (que nous allons voir en d tails dans § 1-5-2). Rousset Regimbeau a utilis  les pr visions d'ensemble CEPMMT (Centre Europ en pour

les Prévisions Météorologiques à Moyen Terme), avec 51 scénarios de débits sur 10 jours d'échéance pour 900 stations sur la France. La validation des prévisions a pour référence la simulation issue de SIM à partir de la pluie observée, et non l'observation elle-même. Plus récemment, Thirel *et al.*, (2010) ont implémenté une technique de mise à jour du modèle SIM (voir § 1-4-1).

Au niveau européen, le modèle LISFLOOD est également un modèle hydrométéorologique distribué sur l'ensemble de l'Europe, sur une maille de 5 km et développée au Joint Research Center (JRC)⁵. C'est un modèle semi-physique, qui est utilisé, entre autres objectifs, pour la prévision des crues dans des grands bassins versants (De Roo, 1999; Van der Knijff et De Roo, 2006). Il comprend un schéma de surface simulant le cycle de l'eau, ainsi qu'un modèle hydrologique utilisant les équations de l'onde cinématique. Ce modèle est utilisé dans le cadre du système européen d'alerte des crues EFAS avec en entrée du modèle les prévisions d'ensembles météorologiques du service météorologique allemand (DWD pour Deutsche Wetterdienst) et celles du Centre Européen. Les alertes sont lancées à des échéances comprises entre 3 et 10 jours. Ce modèle n'est actuellement pas appliqué au bassin non jaugé car une procédure de calage de ses paramètres est nécessaire (Thielen *et al.*, 2009 ; Feyen *et al.*, 2007, 2008).

Cependant, la prévision hydrologique par les modèles distribués dans les bassins non jaugés, dépend fortement de certaines conditions plus ou moins contraignantes : (i) de l'estimation des pluies (aussi bien dans leur répartition que dans leur intensité) (ii) des mesures des données spatiales (iii) d'un modèle hydrologique distribué de bonne performance, qui n'a pas besoin de données de débits observés pour le calage, quel que soit le bassin versant et la région considérée.

Malgré le développement de ces approches utilisées parfois en prévision, rarement elles traitent la mise à jour (c'est-à-dire l'assimilation ou la mise à jour en temps réel du modèle), qui permet de différencier la simulation de la prévision. Comment mettre à jour un modèle de prévision dans un bassin non jaugé ? C'est la question que nous abordons dans les paragraphes ci-après.

1-4 Mettre à jour un modèle de prévision dans les bassins non jaugés

Comme nous l'avons décrit précédemment, la singularité de la prévision hydrologique réside dans le fait de disposer en temps réel d'observations de débit au moment d'émettre la prévision. Ces données sont ainsi assimilées dans le modèle de simulation qui devient un modèle de prévision. Sans aucune donnée de débit sur les bassins non jaugés, il semble impossible de mettre à jour un modèle de prévision établi sur ces bassins. Dans les paragraphes suivants, on cherche à explorer des éléments de réponse à la question où peut-on aller chercher une information pour la mise à jour ? Et quelle information transférer aux bassins non jaugés.

⁵ Le JRC est le laboratoire de recherche scientifique et technique de l'Union européenne

1-4-1 De rares  tudes dans la litt rature

Quelques rares travaux ont  tudi  le "transfert" des mises   jour des bassins non jaug s. On peut citer notamment les travaux de Clark *et al.* (2008) sur des bassins versants en Nouvelle Z lande et de Thirel *et al.* (2010) sur des bassins versants en France. De mani re g n rale, ces travaux examinent les cons quences sur les tron ons non jaug s d'un cours d'eau de la mise   jour effectu e   un point jaug . De plus, ils ont une particularit  en commun : ils utilisent des mod les hydrologiques distribu s pour la simulation des d bits.

L'article de Clark *et al.* (2008) pr sente une application de l'ensemble du filtre de Kalman pour laquelle les observations sont utilis es pour mettre   jour les  tats d'un mod le hydrologique distribu . Ils montrent que l'emploi standard du filtre de Kalman ne donne pas d'aussi bonnes performances que si l'on transposait les d bits dans un espace logarithmique. Au pr alable, il est admis que la technique de mise   jour am liore les simulations in situ. Pour l'application aux bassins non jaug s, les tests r alis s par les auteurs ont concern  :

- la mise   jour   l'exutoire → pour estimer les cons quences sur les simulations des points int rieurs du bassin.
- La mise   jour dans les bassins int rieurs → pour estimer les cons quences sur les simulations   l'exutoire du bassin.

Les r sultats ont montr  que :

- la mise   jour   l'exutoire n'am liore pas les pr visions sur les bassins int rieurs ;
- la mise   jour sur plusieurs bassins int rieurs (trois, au total) am liore les pr visions   l'exutoire, m me si les valeurs sont g n ralement surestim es ;
- la mise   jour sur seulement un point int rieur permet d'am liorer les pr visions sur le point mis   jour, mais pas sur les autres sites.

Les auteurs expliquent leurs  checs par une grande corr lation des simulations due   (i) une faible variabilit  spatiale des for ages du mod le (conductivit  hydraulique, caract ristiques du sol, etc.) et des param tres, (ii) des longueurs de corr lation trop larges utilis es pour les perturbations du mod le.

D'un autre c t , l' tude de Thirel (2009) utilise le mod le hydrologique distribu  SIM maill  sur l'ensemble de la France, et valid  sur 186 stations pour l'assimilation des d bits. La technique utilis e pour la mise   jour est le BLUE (Best Linear Unbiased Estimator, Gelb, 1974). Concr tement, les donn es observ es de d bits journaliers sur un certain nombre de stations simul es par SIM sont utilis es pour ajuster en cons quence l'humidit  du sol des sous- bassins. Le but de l'assimilation n'est pas d'am liorer l'humidit  du sol, mais les d bits qui en r sultent.

Pour se correspondre au mieux aux observations sur les stations simul es par SIM, deux couches de sol (couche racinaire et couche profonde) sont modifi es dans le mod le et un profil exponentiel de la conductivit  hydraulique est consid r . Une moyenne entre les

humidit s des 2 couches de sol pr sente la meilleure configuration apr s validation. L'humidit  du sol d'un bassin est d finie par la somme des humidit s du sol des mailles le recouvrant. Les r sultats ont montr  que :

- l'ajustement de l'humidit  du sol   la station aval n'influe pas les simulations de d bits dans les stations amont ;
- l'ajustement de l'humidit  du sol sur un sous-bassin am liore les simulations sur le m me bassin et sur le bassin aval. Au contraire, cela n'a aucune influence sur un autre sous-bassin dont les mailles sont disjointes du sous-bassin consid r .

Globalement, les principaux r sultats ont montr  que l'assimilation de ces donn es de d bits, afin d'ajuster l'humidit  du sol, am liorerait les simulations, sauf dans les bassins o  les nappes aquif res ont une activit  pr pond rante. Dans ce dernier cas, une approche sur l'assimilation des hauteurs de nappe est mise en perspective par l'auteur.

Dans un tout autre contexte, Berthet *et al.* (2009) ont  tudi  les impacts de la mise   jour quand seulement peu de donn es sont disponibles en temps r el, le sujet n'est plus r ellement ici d'un bassin non jaug  mais celui d'un bassin o  les donn es en temps r el peuvent manquer. Cette  tude a pour objectif de d terminer   quelle fr quence minimale doit-on mettre   jour un mod le pour garantir une am lioration des performances de pr vision par l'assimilation des donn es. En d'autres termes, ils ont cherch    d terminer la dur e de vie d'une mise   jour. Le mod le GR utilis  pour leurs  tudes comporte une proc dure de mise   jour du r servoir de routage, ainsi qu'une correction des sorties de d bits. Les r sultats de cette  tude ont montr  que la mise   jour du r servoir de routage avait encore de l'influence sur la qualit  des pr visions au bout de 5 jours, mais que les effets de la correction des sorties des d bits disparaissaient seulement apr s 12h. En pratique, cela signifie qu'une mise   jour du r servoir de routage peut au minimum  tre effectu e tous les 5 jours sur le mod le GR.

1-4-2 Une question qui reste ouverte

Comme nous l'avons d j   nonc  pr c demment, la pr vision hydrologique comprend la simulation et la mise   jour du mod le hydrologique. Contrairement   la premi re composante, dont les approches sont multiples et vari es, la partie mise   jour reste encore tr s peu explor e dans la litt rature portant sur les bassins versants non jaug s. Elle demeure donc un enjeu important dans la recherche de progression en mati re de pr vision hydrologique.

1-5 Quelles entr es pour un mod le de pr vision dans les bassins versants non jaug s ?

Nous avons vu dans les paragraphes pr c dents les diff rents enjeux li s   la mod lisation pour la pr vision hydrologique. Cependant, les mod les hydrologiques n cessitent  galement des donn es de for age : en l'occurrence, les donn es m t orologiques. Ces derni res sont soit des sorties "radar", soit des sorties de mod les hydrologiques.

Les donn es m t orologiques (notamment la pr cipitation, facteur dominant dans la g n ration des crues), contrairement aux donn es de d bits, sont souvent disponibles sur des s ries historiques plus longues et ont une couverture spatiale plus  tendue   cause du r seau de mesures plus dense et des r seaux de radars m t orologiques. De plus, ces donn es peuvent  tre fournies en tout point de l'espace quand elles sont souvent issues des techniques d'interpolation spatiale (m thode des polygones de Thiessen, m thode de l'inverse de la distance, technique de cokrig e (Creutin, 1987)), des mesures ponctuelles de pr cipitations ou des sorties des mod les m t orologiques. Notamment les techniques de r analyses m t orologiques (Quintana-Seg   *et al.*, 2008 ; Vidal *et al.*, 2010 pour la r analyse SAFRAN au niveau de la France, Uppala *et al.*, 2006 pour les r analyses ERA40 au niveau europ en, Mooney *et al.*, 2011 pour les autres r analyses d velopp es par les centres NCEP/NCAR⁶)   large  chelle permettent de compl ter les observations lacunaires et de mieux comprendre le contexte r gional des pr cipitations. Il est donc tentant de s'appuyer sur ces nombreuses donn es, qui sont les entr es fondamentales pour les mod les hydrologiques, pour alimenter les syst mes de pr vision et d'alerte aux crues.

En pr vision hydrologique, ce sont les pr visions m t orologiques qui permettent d'anticiper l' volution future de l'atmosph re. Un syst me de pr vision peut ainsi s'appuyer sur :

1. les pr visions m t orologiques imm diates, "*nowcasting*" : les  ch ances de pr visions sont   quelques heures et les approches sont surtout bas es sur l'imagerie radar ;
2. les pr visions   court et moyen terme (  sc nario unique ou multi-sc nario) : les approches sont bas es sur les sorties des mod les m t orologiques pour des  ch ances de 24h   quelques jours.

Nous aborderons dans cette partie, les apports possibles de ces diff rentes entr es de pr cipitations pour la pr vision hydrologique dans les bassins versants non jaug s.

⁶ NCEP : National Centers for Environmental Prediction / NCAR : National Center for Atmospheric Research. Ces centres sont des regroupements de centres nationaux sp cialis s en pr visions m t orologiques aux  tats-Unis. Le r seau NCEP fait partie du National Weather Service.

1-5-1 Les pr visions m t orologiques imm diates

La technologie de l'imagerie radar repose sur l'estimation des pr cipitations   partir d'une relation empirique  tablie entre l'intensit  des pr cipitations et les r flectivit s mesur es par le radar. La pr vision par imagerie radar consiste donc   exploiter l'information fournie par le radar pour estimer l' volution spatiale et temporelle probable du champ de pr cipitation observ  sur l'horizon de pr vision consid r . Cette technique est souvent utilis e par les services d'annonce de crue, surtout dans les zones tr s r actifs   cause   la fois de sa haute r solution spatio-temporelle et de son  ch ance de pr vision imm diate.

Pour tenter de pallier au manque de donn es observ es sur les cours d'eau, la m thode AIGA (ou Adaptation d'Information G ographique pour l'Alerte en crues Fouchier *et al.*, 2007; Fouchier, 2010) est un exemple d'utilisation de la donn e radar pour l'alerte aux crues dans les bassins non jaug s. Cette approche a  t  d velopp e pour  mettre des alertes en tout point du r seau hydrographique gr ce   la mise en  uvre d'un mod le distribu  et de l'information pluviom trique radar. Cet outil associe (i) des estimations de lames d'eau obtenues par les radars et les pluviom tres, (ii) des estimations du d ficit hydrique, (iii) une  valuation de l'al a d    l' coulement induit par cette lame d'eau, (iv) des informations statistiques de diff rentes bases de donn es de r f rence hydro-climatiques spatialis es. AIGA produit en finalit  des cartes des risques pluviaux et hydrologiques, la couleur de chaque pixel illustrant le niveau de risque. Il faut cependant souligner qu'AIGA ne donne pas des pr visions de la valeur du d bit sur un tron on ou sur une station non instrument . Il ne permet pas non plus de d finir le moment exact d'une crue, mais il permet d'alerter sur un risque  ventuel sur un cours d'eau dans les heures   venir.

La mod lisation hydrologique utilis e dans AIGA est une mod lisation distribu e par pixel. Ce type de mod lisation est souvent associ    l'imagerie radar ou aux sorties des mod les m t orologiques   cause notamment de leur correspondance spatiale, constitu e souvent d'une grille   mailles fines.

1-5-2 Les pr visions m t orologiques   court et moyen terme

Pour la pr vision hydrologique   court et moyen terme, les pr visions m t orologiques constituent g n ralement les principaux for ages du mod le de pr vision. Contrairement   l'imagerie radar, les  ch ances peuvent aller jusqu'  2 ou 10 jours. Malgr  l'augmentation des moyens informatiques de calcul, les pr visions m t orologiques sont souvent entach es d'incertitudes, surtout les pr visions. De plus, ces incertitudes augmentent avec les d lais d'anticipation, autrement dit la qualit  des pr visions des pluies diminue de mani re g n rale   mesure que l' ch ance de pr vision augmente.

Afin de prendre en compte ces incertitudes importantes, les services m t orologiques font appel aux syst mes de pr vision d'ensemble constitu  par plusieurs sc narios de pluies futurs possibles. Contrairement   la pr vision m t orologique d terministe (constitu  par un seul sc nario), les pr visions d'ensemble ont pour ambition de prendre en consid ration les sources d'incertitudes li es   l' tat initial ainsi qu'  l' volution future de l'atmosph re⁷.

⁷ Plus de d tails sur la th orie de la pr vision d'ensemble peut  tre consult  dans l'Annexe B.

A notre connaissance, il n'existe pas d'études en prévisions hydrologiques dans les bassins non jaugés, qui utilisent conjointement ces données en entrée des modèles hydrologiques pour caractériser les incertitudes liées à l'évolution future des pluies et les différents démarches de régionalisation pour caractériser les incertitudes liées à la modélisation hydrologique. Avec les approches de régionalisation appliquées au transfert des mises à jour vers les bassins non jaugés, ceci caractérise une originalité de ce travail.

1-6 Conclusion

Nous avons mis en évidence dans ce chapitre les défis majeurs de la prévision hydrologique en situation non jaugée. En effet, la dépendance aux données observées est nette aussi bien dans l'étape de modélisation ("simulation") d'un bassin versant pour le calage des paramètres, que lors de la prévision proprement dite, c'est-à-dire, pour la mise à jour du modèle en temps réel.

Ainsi, pour les bassins non jaugés, les démarches classiques de paramétrisation ne sont pas envisageables. D'autres approches ont été développées, basées sur le transfert des informations d'un bassin jaugé similaire vers le bassin non jaugé. Les principales techniques définissent la similarité selon :

- la proximité géographique,
- la similarité physique ou hydrologique (avec ou sans une tentative d'explication de cette similarité selon les études).

Le transfert des informations, notamment les paramètres d'un modèle hydrologique vers le bassin cible peut se faire :

- par régression : en établissant une relation de régression entre les paramètres et les caractéristiques physiques ou hydrologiques dans les bassins jaugés. C'est cette relation qui est ensuite transférée vers le bassin non jaugé,
- par transposition : en transférant le jeu de paramètres ou plusieurs jeux de paramètres d'un donneur vers le bassin non jaugé,
- par la géostatistique : en interpolant spatialement les valeurs des paramètres.

Nous avons également pu constater que les études réalisées sur les bassins versants non jaugés sont nombreuses et un large éventail de possibilités d'approches se présente. Cependant, peu d'auteurs se consacrent à la prévision hydrologique proprement dite et les études traitant de l'assimilation des données observées en situation non jaugé sont également peu fréquentes. Le transfert entre bassin amont et aval est en effet la seule technique rencontrée dans la littérature.

Dans un autre contexte, nous avons aussi vu dans ce chapitre que la prévision hydrologique est réalisée parfois sans mise à jour, mais en s'aidant uniquement des données de pluies. Les approches les plus classiques consistent à utiliser des modèles distribués dont les paramètres, en situation non jaugée, sont mesurés ou calculés indépendamment des

donn es de d bits. Ces mod les sont la plupart du temps aliment s par des donn es radar de pluies pour l'alerte aux crues ou par les sorties des mod les m t orologiques.

Comme l'aspect assimilation ou mise   jour des donn es, la prise en compte des incertitudes m t orologiques est g n ralement absente dans les  tudes de r gionalisation dans les bassins versants non jaug s. Le terme "pr vision" sous-entend cependant "futur" et il est donc pertinent d'associer aux incertitudes de mod lisation celles li es aux incertitudes inh rentes   l' volution future de l'atmosph re.

Or, l'objectif de cette th se n'est pas de tester toutes les techniques r pertori es, mais d'explorer les voies possibles afin de produire des pr visions de bonne qualit  et de r duire les incertitudes pr dictives dans les bassins versants non jaug s. Les d marches entreprises cherchent donc   r pondre aux probl matiques suivantes :

1. **O  prendre les informations ?**
2. **Quelle est l'information   transf rer ?**
3. **Comment transf rer les informations vers le bassin non jaug **

Ces interrogations sont pos es, aussi bien pour le transfert des param tres en simulation, que pour la mise   jour vers le bassin cible non jaug .

Toutes ces consid rations nous poussent   croire que la pr vision des crues sur les sites non jaug s reste un d fi scientifique majeur. Les questions auxquelles on cherche   r pondre conf rent son originalit    notre th matique et aux approches que l'on d veloppe pendant cette th se.

Chapitre 2 : Cadre méthodologique, données et modèles hydrologiques

2-1 Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons mis en évidence les différentes approches décrites dans la littérature pour la simulation et la prévision dans les bassins non jaugés. Dans celui-ci, nous chercherons à définir le cadre méthodologique de notre étude et décrire les différents jeux de données, ainsi que les modèles hydrologiques utilisés afin de pouvoir répondre aux objectifs que nous nous sommes fixés.

2-2 Cadre méthodologique

2-2-1 Cadre de base

Afin de répondre aux multiples questions que nous nous sommes posées dans le chapitre précédent, la méthodologie développée pendant cette thèse s'appuie sur les points suivants:

- une approche basée sur une large base de données. Elle est préconisée par plusieurs hydrologues afin de couvrir une plus large gamme des valeurs des paramètres en simulation des bassins versants non jaugés (Parajka *et al.*, 2005 ; Kay *et al.*, 2006).
- une procédure de validation croisée est mise en place pour évaluer la qualité des prévisions issues de différentes approches en situation non jaugée. Elle consiste à considérer tous les bassins de notre base de données comme des bassins "pseudo-non jaugés" : ils sont traités comme non jaugés, même si, à l'origine ce sont des bassins jaugés. Les résultats de prévision obtenus en appliquant les approches à leurs propres observations servent alors de référence à différentes approches évaluées.
- un découpage de la partie simulation et mise à jour des prévisions. Pour cela nous avons mis en place des hypothèses qui seront développés dans § 2- 2-2.
- la réalisation de plusieurs tests s'appuyant principalement sur le modèle hydrologique de prévision GRP. Comme nous l'évoquons dans le point précédent, nous traitons séparément la simulation. C'est uniquement dans ce cadre que le modèle GR4J de simulation sera exploité.
- durant tous les tests réalisés dans ce travail, les observations météorologiques (pluies et évapotranspiration) utilisées en entrée du modèle pluie-débit sont des données locales des bassins "pseudo-non jaugés". Pour l'évaluation des prévisions, les débits prévus sont comparés aux observations mesurées localement.

- pour la partie simulation, nous transférons les paramètres calés d'un ou de plusieurs bassins "donneur (s)" vers un bassin "cible". Les paramètres transférés sont issus du calage du modèle hydrologique sur une période indépendante de la période que nous utilisons pour évaluer les résultats en prévision (Figure 3). La période de calage est comprise entre 1958 et 2005 (variable selon la disponibilité des données de débits de chaque bassin versants) et celle de prévision s'étend de 2005 à 2009. Ainsi, au début de la période de prévision, chaque bassin versant possède déjà son propre jeu de paramètres défini et fixé, qui sera transféré vers un autre bassin cible durant les différents tests en situation non jaugée.

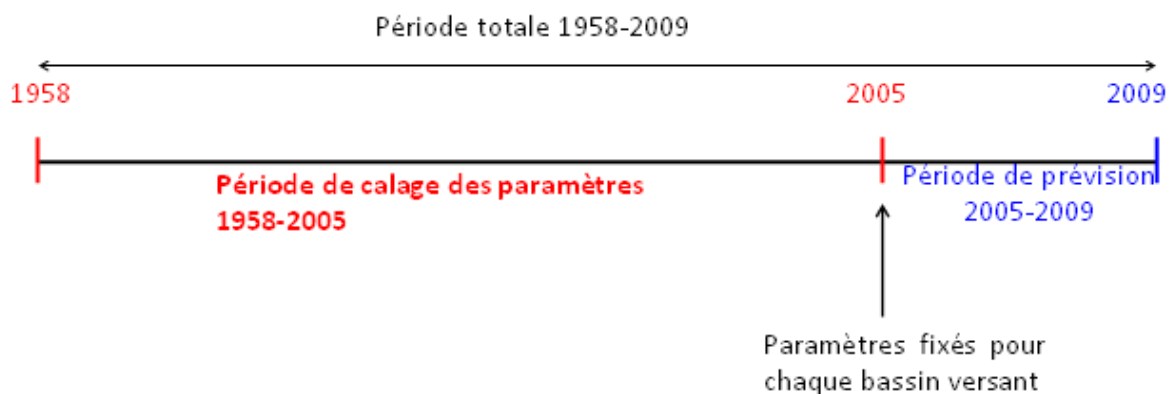


Figure 3 : Illustration des périodes de calage et de prévision entre 1958 et 2009

- dans les cas où l'on considèrera plusieurs donneurs (soit de paramètres, soit de mises à jour), plusieurs scénarios de débits seront par conséquent produits à la sortie du modèle hydrologique. Il en est de même pour les prévisions météorologiques d'ensemble à plusieurs scénarios : un scénario de pluie produit une prévision, par conséquent X scénarios de pluie produiront X prévisions. Nous traiterons donc dans la suite de ce travail plusieurs scénarios de débits. Nous sommes donc dans un cadre de prévision hydrologique d'ensemble.
- durant cette thèse, l'un des objectifs est d'évaluer les différentes prévisions d'ensemble issues des différents tests. La période dite d'évaluation doit donc être suffisamment longue pour fournir des résultats statistiquement valables. Ici, elle correspond à la même que la période de prévision, donc environ 4 années comprise entre Mars 2005 et Juillet 2009.

2-2-2 Scénarios étudiés

Différents tests ont été mis en place afin de répondre à la problématique des bassins versants non jaugés. Ces tests sont construits avec les voisins (ou donneurs). Ils sont basés en général sur des scénarios établis au préalable où l'on suppose l'absence de données historiques pour le calage et/ou l'absence de données au moment de la prévision pour la mise à jour. Ces scénarios alternatifs sont testés et comparés aux scénarios de référence où le bassin est réellement jaugé et deux possibilités peuvent apparaître : soit le système

fonctionne avec une technique de mise à jour, soit sans mise à jour (pas de prise en compte des mesures en temps réel).

Il s'agit ici de répondre aux questionnements spécifiques que nous nous sommes posés dans la thèse. La mise en place de ces hypothèses permet de séparer la partie "simulation" et "mise à jour" et d'examiner l'effet des différentes approches adoptées sur chaque partie séparément. On retrouve les tests portant sur chaque scénario étudié dans les différents chapitres de cette thèse. Ils permettent ainsi d'illustrer les différentes approches que nous avons entreprises au cours de la thèse.

Scénario 0 : Bassin totalement jaugé

Cette situation de référence est celle qui traduit le cas où le bassin est complètement jaugé : chaque bassin versant possède son propre jeu de paramètres optimal, obtenu à partir du calage effectué à l'aide de ses propres données, et dispose également des derniers débits observés lors de la prévision pour la mise à jour du système dans les cas où celle-ci est activée. Ce scénario ne répond pas bien évidemment à la problématique des bassins non jaugés, mais permet déjà une évaluation du système de prévision en lui-même. Ce scénario peut ainsi mettre en évidence les lacunes au préalable du système de prévision et d'examiner l'importance de la mise à jour dans ce système.

Ce scénario est supposé donner les meilleures prévisions : cas "idéal" où le bassin serait jaugé et disposerait de données pour le calage du modèle hydrologique et pour la mise à jour du système de prévision lors de la prévision. Il est ici appelé "*situation de référence*". La référence est ici calculée avec : soit la pluie observée en prévision des pluies (prévision "parfaite" des pluies), soit la prévision d'ensemble des pluies, issue d'un modèle météorologique. Ceci permet de séparer les effets de la prise en compte des incertitudes des pluies futures de ceux de la modélisation hydrologique.

Le scénario 0 permet ainsi de répondre à la question :

➔ **Question** : Quelle situation de référence pour l'étude des bassins non jaugés ?

Scénario 1 : Bassin présentement jaugé

Ce cas correspondrait à une situation où les données de débits commenceraient à être récoltées au moment de mettre en place un système de prévision sur un site. Il correspond à une situation hypothétique où aucune donnée historique n'est disponible pour paramétrer le modèle, mais une station est mise en place au même moment que le système de prévision. On suppose également qu'une courbe de tarage a été également mise en place et validée sur le site.

Dans ce cas-ci, les données locales sont uniquement utilisées pour la mise à jour. En effet, le cas testé est gardé relativement simple, car un calage progressif où les données qui sont au fur et à mesure collectées sont utilisées pour caler un modèle, n'est pas effectué avec les nouvelles données accumulées.

Ce sont alors les jeux de paramètres des bassins donateurs qui doivent être transférés au bassin non jaugé pour la simulation. Différentes hypothèses sont testées pour définir le(s) meilleur(s) donneur(s) : le plus proche voisin géographique, le voisin ayant les meilleures performances en calage (appelé "meilleur voisin" dans la suite du rapport) et l'utilisation des voisins géographiques. Le scénario 1 permet de répondre à la question :

➔ **Question** : Quel donneur fournit les "*meilleurs*" paramètres ?

Scénario 2 : Bassin anciennement jaugé

Ce cas représente l'opposé du test 1. Ici, les données historiques sont présentes pour le calage du modèle hydrologique mais ne sont plus disponibles pour la mise à jour de la prévision. Ceci correspondrait à une situation par exemple où la station de jaugeage a été endommagée et ne peut plus servir en temps réel mais des mesures de débits ont pu être archivées sur une période assez longue. Pour les différents tests au sein de ce scénario, les paramètres locaux sont utilisés (modèle calé localement), c'est le transfert d'une information de mise à jour qui est recherchée pour chaque test. Ce scénario 2 implique deux principales interrogations : d'une part, sur quel donneur s'appuyer ? Et d'autre part, quelle information transférer pour la mise à jour des prévisions?

Pour les bassins donateurs, nous avons au préalable exploité les voisins et leurs débits spécifiques pour la mise à jour. Nous verrons dans le Chapitre 7 un affinement des méthodes de transfert des mises à jour. Ce scénario permet donc de trouver des réponses aux questions :

➔ **Questions** : Quel donneur pour la "*meilleure*" mise à jour ? Quelle information pour mettre à jour ?

Scénario 3 : Bassin complètement non jaugé

Dans ce dernier test, on suppose qu'aucune information n'est disponible sur le bassin versant : ni de données historiques pour la définition des paramètres, ni de débits en temps réel pour la mise à jour. Les différents tests précédents sont alors combinés dans ce dernier scénario. On cherche donc par l'intermédiaire de ce scénario à répondre à la question :

➔ **Question** : Quels donateurs pour les "*meilleurs*" paramètres et la "*meilleure*" mise à jour ?

Les différents scénarios ici présentés seront par la suite utilisés le long de ce mémoire, et seront exploités selon les différents questionnements que l'on examine.

2-3 Bassins versants d'étude

Cette thèse s'appuie sur la base de données mise en place à Irstea Antony depuis plusieurs années. Il s'agit d'un regroupement de données météorologiques et hydrologiques sur plus de 3000 bassins versants en France. Dans le cadre de cette thèse, trois jeux de bassins versants sont exploités à des fins spécifiques (Figure 4, Figure 5 et Figure 6). Un jeu assez large de 756 bassins versants sert de base pour les régionalisations. Un deuxième jeu, indépendant, de 211 bassins permet la validation croisée des approches testées, à travers l'évaluation de la qualité des prévisions émises en situation non ou partiellement jaugé. De ce deuxième jeu de validation, un troisième jeu de 44 bassins versants se dégage. Il est constitué de bassins ayant un bassin versant amont dans la base des 211 bassins versants. Par la suite nous présentons les principales caractéristiques de ces différentes bases de données.

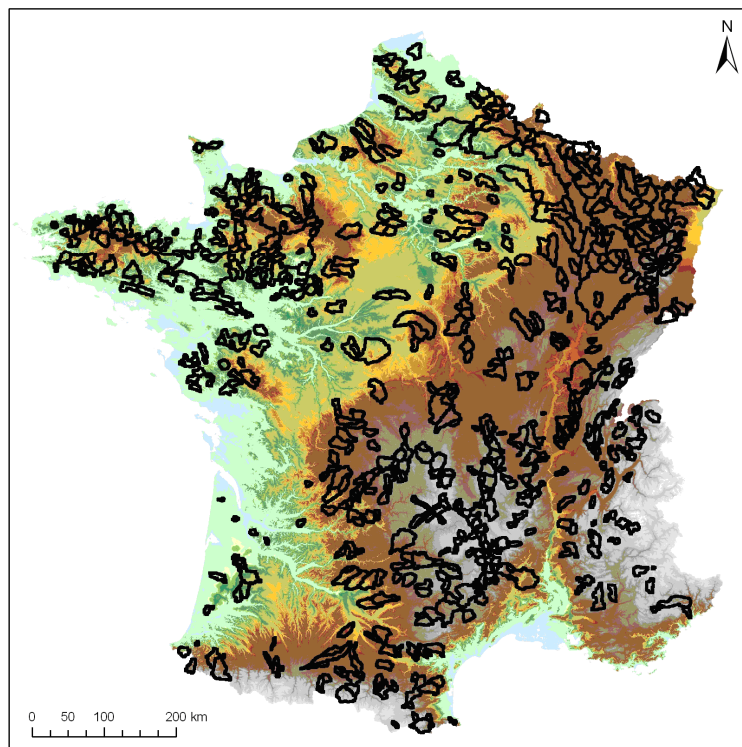


Figure 4 : 757 bassins versants pour les études de régionalisation

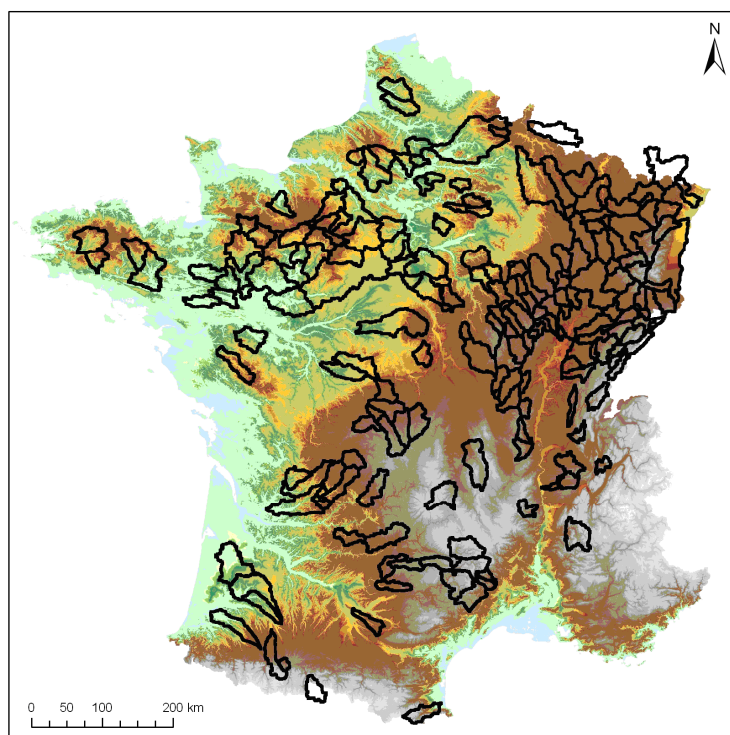


Figure 5 : 211 bassins versants de validation

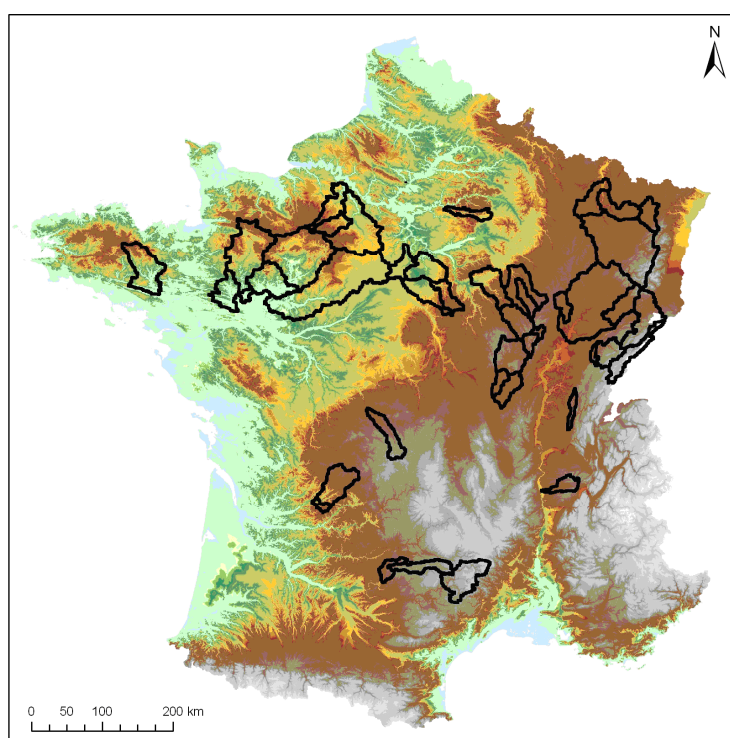


Figure 6 : 44 bassins versants avec lien amont-aval

2-3-1 Une large base pour la régionalisation physiographique des paramètres

Une des étapes de notre étude consiste à obtenir les paramètres régionalisés des modèles hydrologiques couvrant tout le territoire de la France. Pour cette étape, un grand nombre de bassins versants est nécessaire. Cependant, ces paramètres régionalisés sont définies en fonction de différentes caractéristiques physiographiques (voir § 2-4-3). Il faut ainsi retenir le plus grand nombre de bassins possibles parmi ceux qui possèdent les données physiques nécessaires pour les études envisagées. A partir de la base de données disponible à Irstea, 967 stations ont été retenues (Figure 4 et Figure 5). Parmi ces 967 stations retenues, 211 bassins versants ont été retirés pour constituer un jeu indépendant pour la validation des approches. Le jeu restant de 756 bassins versants est exploité pour la régionalisation dans le Chapitre 6.

2-3-2 Une base indépendante pour la validation des approches

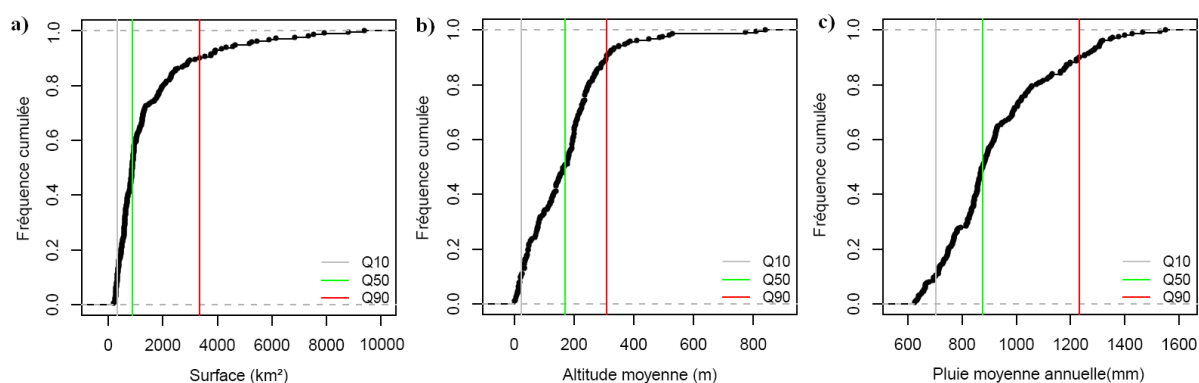
L'échantillon de 211 bassins versants en France (Figure 5) utilisé pour la validation des approches testées dans notre étude est un échantillon de bassins non influencés (absence d'ouvrage hydraulique significative influençant les débits des cours d'eau), représentant une grande diversité de conditions pédologiques, géologiques, d'occupation du sol, etc. Ce jeu de bassins représente notre échantillon principal. Il faut noter que ce choix est également justifié par une connaissance au préalable de cette base de données à l'occasion d'études antérieures que nous avons réalisées sur ces mêmes bassins (Randrianasolo, 2009 ; Randrianasolo *et al.*, 2010). Un travail important de mise en forme et critique des données avaient alors déjà été mené sur ces bassins de validation.

Dans le but d'avoir une vue d'ensemble de l'échantillon ici considéré, le Tableau 3 présente les statistiques moyennes des 211 bassins versants et la Figure 7, leur distribution tandis que la Figure 8 illustre leurs régimes hydrologiques.

On observe que les superficies des bassins versants varient entre 183 et 9380 km², avec une superficie médiane de 878 km². Dans l'ensemble, les bassins versants sont situés à une faible altitude : la médiane de l'altitude moyenne des bassins versants en France est de 342 m (ou 297 m si l'on exclut la Corse) et celle de notre échantillon est de 170 m. De plus, 95% des bassins ont leur exutoire à une altitude inférieure à 385 m. D'un point de vue climatique, les bassins versants de notre base de données sont assez homogènes, avec des pluies moyennes annuelles qui varient entre 625 et 1550 mm/an.

Tableau 3 : Caractéristiques des 211 bassins versants d'étude

	Moyenne	Minimum	Maximum
Surface (km ²)	1459	183	9380
Altitude moyenne (m)	173	5	840
Pluie moyenne annuelle (mm)	925	625	1550
Débit journalier moyen (m ³ /s)	17	1	176
Débit maximum journalier (m ³ /s)	280	5	2052
Débit maximum journalier (mm)	71	38	284

**Figure 7 : Distribution des surfaces (gauche), de l'altitude moyenne (centre), et de la pluie moyenne annuelle (droite) des 211 bassins versants d'étude**

Afin de caractériser les régimes hydrologiques de notre échantillon de bassins versants, nous nous sommes appuyés sur le travail de Sauquet (2006). La classification proposée repose sur le principe de similitude et de regroupement, basé sur la méthode de Ward (minimisation des distances intra-classes, maximisation des distances inter-classes), et est inspirée par la classification de Pardé (1955). 12 régimes hydrologiques de référence sont définis selon la saisonnalité des basses et des hautes eaux, et chacun est caractérisé par un hydrogramme de référence. La carte de France des régimes hydrologiques présentée par Sauquet (2006), permet d'établir des liens avec les processus hydrologiques. On y distingue des régimes à dominante nivale concentrés sur les Alpes et les Pyrénées, et des nuances de régimes à dominante pluviale sur les autres régions. On constate également une évolution progressive des régimes influencés par la fonte de la neige vers des nuances de régimes pluviaux d'amont en aval sur les secteurs montagneux (Sauquet *et al.*, 2008 ; Nicolle, 2010).

Sur la base de l'archive de débits disponibles (1958-2009), nous avons évalué le régime hydrologique de chacun des 211 bassins versants de cette étude. Après obtention des régimes moyens mensuels (par regroupement des débits journaliers), l'appartenance d'un régime donné à un groupe s'effectue selon la distance euclidienne d au régime de référence. Le régime hydrologique d'un cours d'eau appartiendra au groupe dont la distance euclidienne est minimale :

$$d = \min \sqrt{\sum_{t=1}^{12} (\%Q(t) - \%Q_{ref}(t))^2}$$

Équation 2

Où :

- % Q(t) est le pourcentage du débit annuel pour le mois t du régime à classer,
- % $Q_{ref}(t)$ est le pourcentage du débit annuel pour le mois t du régime de référence.

Au vue des différentes valeurs des distances, nous avons donc pu regrouper les bassins selon 5 régimes principaux (Figure 8). Le classement que nous avons construit se base essentiellement sur la forme des hydrogrammes, parfois les bassins à temps de réaction les plus lents (le bassin de la Seine par exemple) peuvent se retrouver avec des bassins plus rapides (bassins versants des Cévennes) :

- **régime 1**: nord de la France, avec des écoulements uniformes toute l'année à cause de la présence de larges aquifères à dominante pluviale ;
- **régime 2**: régime océanique typique à dominante pluviale ;
- **régime 3**: régime océanique de transition à dominante pluviale ;
- **régime 4**: régime méditerranéen avec des étés secs plus marqués;
- **régime 5**: régime de transition de montagne, les bassins ne sont pas encore à dominante nivale.

On observe que la majorité des bassins de notre base de données sont des bassins à dominante pluviale : c'est surtout en hiver et au printemps que se présentent les hautes eaux (c'est-à-dire les débits maximaux dans les rivières), et les basses eaux sont en été. On retrouve également des régimes de débits soutenus toute l'année.

2-3-3 Les bassins versants emboîtés : une base pour explorer le lien amont-aval

Afin d'étudier les transferts amont-aval dans la régionalisation, il nous est nécessaire d'isoler les bassins ayant une station amont sur la même ligne d'eau. Parmi les 211 bassins de notre échantillon de validation, 44 ont un bassin amont (Figure 6). La Figure 9 présente la distribution des distances entre station amont et aval pour les 44 bassins. On observe que les distances varient entre 2.5 et 55 km, avec une distance médiane de 18 km. Enfin, la Figure 10 montre des exemples de bassins cibles avec leur bassin amont.

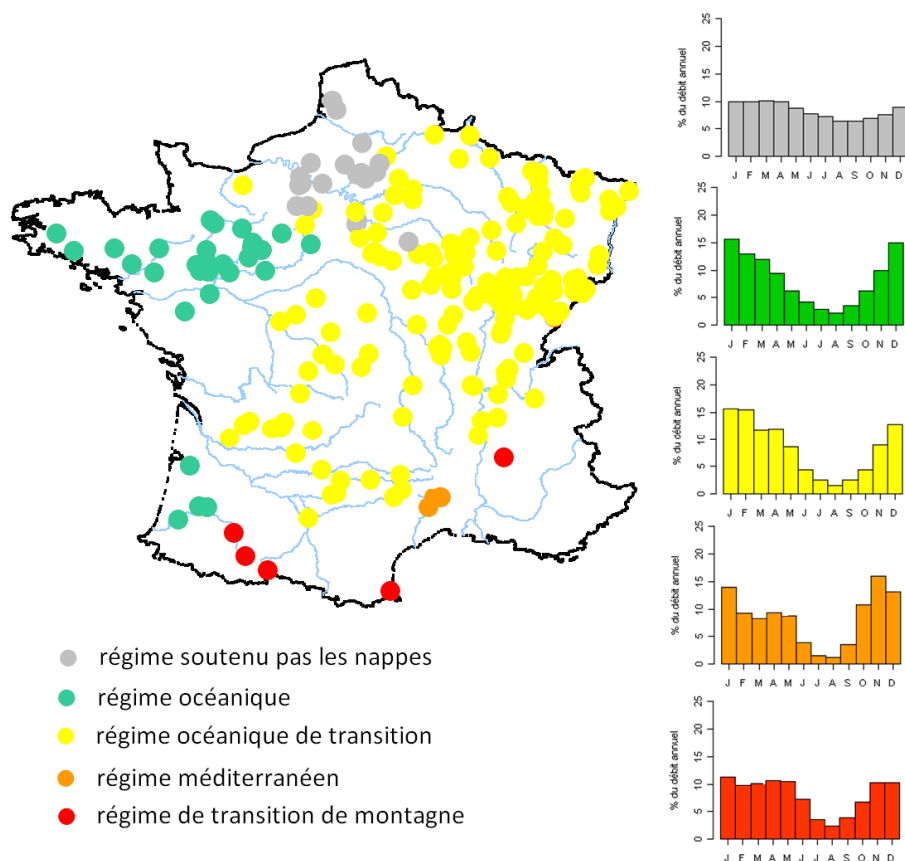
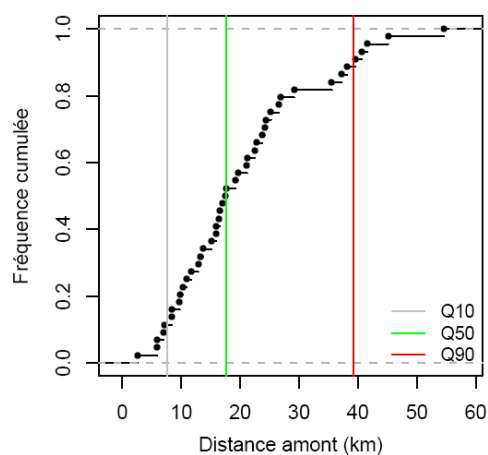


Figure 8 : Caractérisation des régimes hydrologiques des 211 bassins étudiés, ainsi que les hydrogrammes de référence de chaque régime



	Médiane	Minimum	Maximum
Distance (km)	18	2.5	55

Figure 9 : Distribution des distances entre les 44 bassins et leur station amont respective (gauche) et les statistiques des distances (droite)

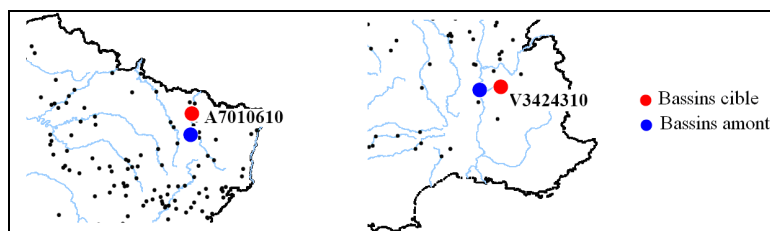


Figure 10 : Exemples de station ayant des bassins amont, droite : La Moselle à Custines (6800 km²), gauche : Le Rival à Beaufort (467 km²)

2-4 Données observées et caractéristiques physiques des bassins versants

Pour chaque bassin versant ici étudié, des séries de valeurs journalières de pluies, d'évapotranspirations (ETP) et de débits sont disponibles dans la base de données traitée et mise en place à l'Irstea. De plus, une base de caractéristiques physiques des bassins versants a également été mise à disposition. Nous avons récupéré nos données à partir de ces bases disponibles. Elles sont brièvement décrites ci-après.

2-4-1 Les données de débits

Les données hydrométriques sont issues d'une récupération des données de la Banque Hydro effectuée au mois de mars 2010. Il s'agit de valeurs de débits (en *mm* par jour) disponibles sur la période de 1958 à 2009. Les données sur la période 1958-2005 sont utilisées pour caler le modèle hydrologique, tandis que la période restante sert à l'évaluation des prévisions émises par les différentes approches utilisées.

La consultation en détail des chroniques journalières de débit de chaque bassin versant a mise en évidence très peu de données reconstituées ou interpolées. L'archive des chroniques journalières est relativement complète pour les bassins étudiés. Elle présente en effet un faible pourcentage de données manquantes (sur la période entre 1958 et 2009) et de données interpolées : seuls six bassins présentent des observations manquantes de débits journaliers supérieurs à 20% (Tableau 4). Les données manquantes de ces bassins sont majoritairement signalées durant la période de calage du modèle entre 1958 et 2005. Au maximum, les données manquantes couvrent 16 années pour un bassin (La Leysse à la Motte-Servolex) et sont réparties dans toute la série (on ne distingue pas de données manquantes systématiques ou selon les saisons, par exemple). Même si on soustrait cette période longue à notre période de calage, le nombre restant de valeurs observées demeure suffisante pour optimiser le calage du modèle, soit 30 années de données de débits. Par ailleurs, on notera que les six bassins ayant le plus grand nombre d'observations manquantes n'ont pas nécessairement les plus mauvaises performances au calage du modèle GRP.

Tableau 4 : Six bassins présentant des observations manquantes supérieurs à 20%

Bassin	Superficie (km ²)	Pourcentage de données manquantes	C2M/P*en calage
La Semoy à Haulmé	1340	23	52
Le Cher à Saint-Victor	1850	27	50
L'Isle à Mayac	305	25	73
Le Doubs à Voujeaucourt	715	22	59
La Leyse à la Motte-Servolex	280	36	53
Le Doux à Colombier-le-Vieux	380	26	67

* C2M/P : est la fonction objective utilisée pour le calage du modèle sur les données disponibles sur la période 1958-2005. Sa valeur est comprise entre -100 et 100, les valeurs plus proches de sa valeur maximale indiquant une meilleure performance en calage. La médiane des C2M/P sur l'ensemble des 211 bassins versants est de 51, avec un maximum 73 de et un minimum égal à 20

2-4-2 Les données météorologiques

Les données météorologiques utilisées en entrée aux modèles GR que nous utilisons dans cette étude sont les pluies et l'évapotranspiration potentielle (ETP). Les données d'évapotranspiration potentielle, indispensable pour le calcul des conditions initiales d'humidité du sol, ont été obtenues à partir de l'équation proposée par Oudin *et al.* (2005), qui prend en compte la courbe de régime des températures et la latitude du bassin pour estimer le rayonnement extraterrestre.

Les données de pluies observées proviennent de la base SAFRAN (Système d'Analyse Fournissant des Renseignements Atmosphériques) de Météo-France (Quintana-Seguí *et al.*, 2008). Ce système fait appel à des observations de surface (pluviomètres, par exemple) et à des sorties de modèles (analyses ARPEGE de Météo-France ou du CEPMMT) pour réaliser des analyses sur différentes zones géographiquement et climatologiquement homogènes (mailles SAFRAN). Il fournit ainsi des analyses horaires des paramètres météorologiques. Nous nous intéressons particulièrement aux données de précipitations solides et liquides, journalières, que nous additionnerons pour obtenir la donnée "pluie observée".

Les données de pluie et ETP sont utilisées pour le calage des modèles hydrologiques, ainsi que pour assurer le fonctionnement en continu du modèle lorsque celui-ci est utilisé pour la prévision des débits. En prévision, plusieurs scénarios de pluies futures peuvent être envisagés : scénario de pluie nulle, scénario de « prévision parfaite de pluie » (c'est-à-dire les

pluies observées *a posteriori* sont utilisées comme des prévisions futures), et scénario de pluie future inconnue (prévision des pluies). Dans cette thèse, nous exploiterons le plus souvent les prévisions de pluies issues du modèle de prévision de Météo-France (voir § 2-6), mais aussi le scénario de « prévision parfaite de pluie ». L'utilisation de la pluie parfaite s'avère utile pour mettre en évidence les erreurs seules de la modélisation hydrologique.

2-4-3 Les caractéristiques physiques des bassins versants

Nous avons en possession plus de 60 caractéristiques physiques des bassins. Ces caractéristiques ont deux origines: d'une part, les caractéristiques obtenues à partir de l'étude réalisée sur la réactualisation du plan de drainage sur la France et de sa combinaison avec un modèle numérique de terrain de résolution 100 m (Bourgin, 2011) et, d'autre part, les caractéristiques utilisées par Khalifa (2011) dans son étude portant sur les techniques de régionalisation basée sur les caractéristiques physiques des modèles hydrologiques en simulation. Après quelques tests préliminaires sur ces caractéristiques, nous avons sélectionné les suivantes :

- La surface du bassin S (km^2)
- L'altitude moyenne du bassin versant Z_{bv} (m)

Elle se déduit directement de la courbe hypsométrique. On peut la définir comme suit :

$$H_{moy} = \sum \frac{S_i \cdot h_i}{S}$$

Équation 3

Avec :

H_{moy} : altitude moyenne du bassin (m) ;

S_i : aire comprise entre deux courbes de niveau (km^2) ;

h_i : altitude moyenne entre deux courbes de niveau (m) ;

S : superficie totale du bassin versant (km^2).

- La pente moyenne du bassin $Pente$ (en %)

La pente calculée ici est celle vers l'aval d'un pixel (en %) du MNT considéré. Le pixel en aval est défini selon la direction du plan de drainage. La pente du pixel considéré DZ_DX_i est calculée par la formule suivante :

$$DZ_DX_i = \frac{Z_i - Z_{i_aval}}{\sqrt{[(X_i - X_{i_aval})^2 + (Y_i - Y_{i_aval})^2]}}$$

Équation 4

Avec (X_i, Y_i) les coordonnées en Lambert II étendu du centre du pixel, Z_i l'altitude du pixel considéré et $(X_{i_aval}, Y_{i_aval}, Z_{i_aval})$ les coordonnées du pixel en aval.

La pente moyenne correspond à la moyenne des pentes de chaque pixel formant un bassin versant

- La longueur hydraulique L_{hy} (km)

Il s'agit de la distance entre un point du bassin versant considéré et celui correspondant à l'exutoire du bassin (c'est-à-dire la station hydrométrique) en suivant le plan de drainage. La longueur hydraulique correspond à la longueur de la rivière. C'est le chemin le plus long suivi par une goutte de pluie qui ne s'infiltre pas dans le sol jusqu'à l'exutoire.

- L'indice topographique I_{topo}

Il s'agit de l'indice topographique défini dans TOPMODEL, qui est par définition l'ensemble de concepts correspondant à la production de ruissellement par la saturation des sols, liée à l'infiltration locale et aux flux de subsurface due à l'organisation spatiale des sols (Beven et Kirkby 1979 ; Beven *et al.*, 1995 ; Beven 1997). Cet indice prend en compte la superficie drainée en amont d'une maille d'un bassin versant et de la tangente de la pente de la maille (MNT). En fonction de cet indice, on calcule l'état de saturation de chaque maille du bassin versant (Beven et Kirkby 1979). Il représente ainsi la capacité d'un point à accumuler de l'eau (à se saturer) en fonction de la quantité d'eau qui s'y déverse et s'en échappe. Un indice élevé correspond à une forte probabilité de présence de zones humides.

Dans notre cas, l'indice est reformulé pour être indépendant de la résolution du MNT (Ducharne, 2009). Il est calculé par la formule suivante :

$$I_{topo} = \ln \frac{n_i}{DZ_DX_i}$$

Avec n_i le nombre de pixels en amont du pixel i et DZ_DX la pente (en %) du pixel i .

La valeur médiane de cet indice sur tous les pixels est la valeur retenue à l'échelle du bassin versant.

- La densité de drainage DD (km²)

Cette densité cherche à évaluer la capacité du réseau hydrographique à drainer, ou en d'autres termes, la capacité hydrologique du réseau actif à transporter de l'eau vers l'exutoire. Elle a été calculée par Le Moine (2008), correspond à la surface des sources et s'exprime en km² : plus elle est grande, moins le bassin est drainé car une grande surface est nécessaire pour drainer une certaine quantité d'eau. Il s'agit donc de la surface amont nécessaire pour observer un cours d'eau, ce dernier étant défini par convention sur la base des "lignes bleues" des cartes IGN.

2-5 Modèles hydrologiques

Les modèles hydrologiques disponibles dans la littérature sont très variés et couvrent une large gamme de complexité. Nous focalisons ici sur des modèles adaptés à des applications en contexte de régionalisation et traitement des bassins non jaugés. Les attentes en prévision de crues sur les bassins non jaugés peuvent se résumer dans les qualités suivantes nécessaires au modèle :

- Modèle performant et robuste : validé sur plusieurs cas d'étude et bassins versants, et pouvant être transposable à d'autres situations ;
- Modèle parcimonieux : avec le plus petit nombre de paramètres ;
- Modèle continue : capable de reproduire des données de prévision de manière continue ;
- Modèle pouvant exploiter une information disponible pour la mise à jour des prévisions ;
- Modèle pouvant travailler avec différents scénarios de pluies futures.

Dans cette étude, nous utilisons principalement le modèle de prévision hydrologique GRP, issus de la famille de modèles GR longuement étudié et testé à Irstea ; et le modèle de simulation GR4J (Perrin *et al.*, 2001 ; Tangara, 2005 ; Berthet, 2010 ; Valéry, 2010).

2-5-1 Le modèle de prévision hydrologique GRP

Le principal modèle utilisé dans ce travail est le modèle de prévision hydrologique GRP (appelé aussi GR3P). Il a été spécifiquement adapté pour la prévision des crues par Tangara (2005) et dérive du modèle de simulation pluie-débit GR4J (Perrin *et al.*, 2001, 2003). Pour cette étude, le modèle a été utilisé au pas de temps journalier et dans sa version qui permet d'exploiter des scénarios de prévision d'ensemble (Ramos *et al.*, 2008).

La structure du modèle GRP est présentée dans la Figure 11. Le modèle est formé par un premier réservoir de "production" qui gère, en fonction de son taux de remplissage, la part de pluie qui se transforme en pluie nette. Un second réservoir de routage, associé à un hydrogramme unitaire, permet d'étaler le temps de cette pluie nette pour obtenir le débit de sortie. Le modèle permet des opérations en continu, c'est-à-dire, les calculs ne sont pas limités à un événement de crue, mais intègrent une période plus longue, permettant de simuler l'état du bassin comme la résultante des conditions climatiques antérieures (mémoire des conditions antérieures). L'intérêt de cette approche est qu'elle permet de se soustraire à la détermination des conditions initiales.

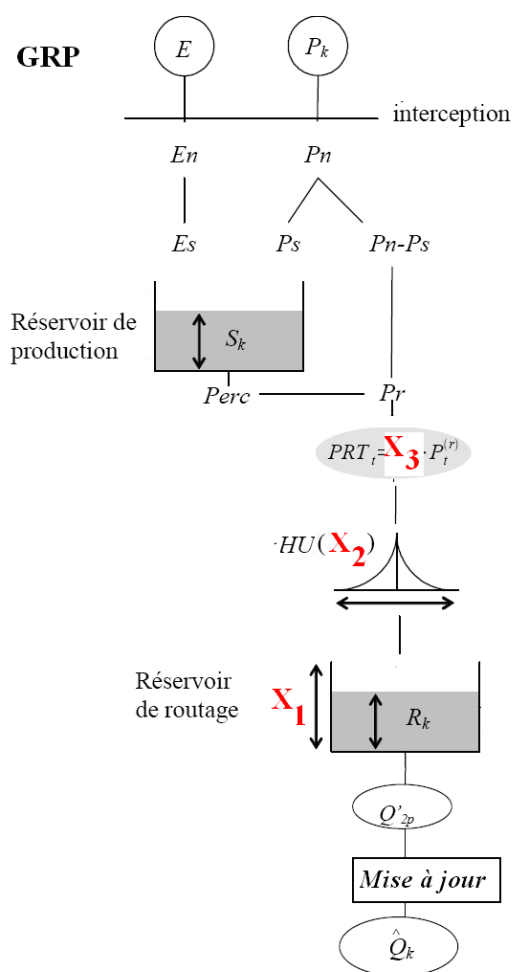


Figure 11 : Schéma de la structure du modèle GRP

Le modèle GRP a trois paramètres: (i) X_1 est la capacité à un jour de son réservoir de routage (en mm), (ii) X_2 est la durée caractéristique de son hydrogramme unitaire HU dérivable en son sommet (en jour) (iii) X_3 est le coefficient d'ajustement des pluies nettes. Les données de forçage du modèle sont les pluies et les valeurs interannuelles d'ETP. La structure et les équations du modèle sont décrites en détail dans l'Annexe C.

Il faut noter que dans sa version actuelle, le modèle GRP contient un module neige à deux paramètres, baptisé CemaNeige (Valéry, 2010) et testé pour la prévision de bassins soumises aux crues nivales (Nicolle, 2011 ; Nicolle *et al.*, 2012). Cependant, dans cette thèse, nous utiliserons le modèle sans ce module, nos bassins étant très peu influencés par la neige (cf. § 2-3-2).

• Mise à jour du modèle GRP

Le modèle GRP comprend également une méthode de mise à jour (en anglais, *updating*) qui intervient au niveau du réservoir de routage : le niveau du réservoir est ajusté directement à partir du dernier débit observé à l'instant de la prévision (Tangara, 2005). Cette mise à jour est déterministe et complète, dans le sens où elle accorde une confiance absolue dans les observations assimilées.

L'étude de cette procédure de mise à jour et la comparaison de sa performance par rapport à d'autres méthodes (filtre de Kalman, correction du modèle avec l'association de filtre particulière ou de réseaux de neurones, etc.) a été menée récemment par Berthet (2010) sur la base d'une version du modèle GRP au pas de temps horaire. Plusieurs problématiques relatives à l'assimilation des données ont été traitées dans cette étude. Parmi elles, on peut citer :

- quels sont les états du modèle GRP qu'il faut mettre à jour ?
- quelle amélioration obtient-on en complexifiant la méthode de mise à jour proposée par Tangara (2005) ?

Berthet (2010) a montré que :

- "seule la mise-à-jour du niveau du réservoir de routage est cruciale, le modèle est peu sensible aux mises-à-jour des autres états", quand on fait l'hypothèse que les observations utilisées pour la mise à jour ne sont pas entachées d'erreurs. Cela suppose que les observations de débit en temps réel ne sont pas assimilées automatiquement dans le modèle mais font l'objet d'une critique ou d'une correction du prévisionniste.
- Par rapport aux méthodes dites incomplètes, qui prennent en compte l'incertitude des dernières observations, le filtre de Kalman n'a pas permis d'obtenir de meilleures performances : "les performances du modèle GRP mis-à-jour par le filtre de Kalman ne sont pas significativement supérieures à celles du modèle dont seul le niveau du réservoir de routage est mis à jour".
- En bruitant les observations de débits par des modèles d'erreur (additif, multiplicatif de la loi log-normale) pour les différentes méthodes de mises à jour, les résultats montrent que les performances de GRP se dégradent considérablement : "Les erreurs auxquelles le modèle est le plus sensible, sont sans conteste celles qui affectent la donnée de débit. Cela correspond au défaut majeur au revers d'une des qualités fondamentales de l'approche GRP : des gains de performance substantiels ont été obtenus en faisant un meilleur usage de l'information de débit lors de la mise-à-jour du modèle. Faire disparaître l'information de débit ou la brouter, ruine ces avancées".

Dans nos recherches, les données de débits utilisées pour la mise à jour ont déjà été examinées et validées avant leur injection dans le modèle. De plus, étant donné que la mise à jour simple de Tangara (2005) est parue robuste et performante, notamment pour un fonctionnement au pas de temps journalier, par conséquent, nous garderons cette méthode d'assimilation dans toutes nos applications méthodologiques du modèle GRP.

- **Calage du modèle GRP**

Le calage du modèle hydrologique GRP consiste à optimiser les valeurs des paramètres que l'on décide de laisser libres pour essayer, à partir de l'information pluviométrique et de l'ETP, de reproduire au mieux l'hydrogramme de crue observé. La période de calage choisie pour cette étude est comprise entre 1958 et 2005 (soit 47 années de données).

La fonction objective utilisée durant la phase d'optimisation des paramètres du modèle GRP est le critère de persistance. En effet, en prévision de crue, le critère de Nash-Sutcliffe (souvent utilisé en simulation) est peu adapté car le modèle naïf (le débit moyen) utilisé comme référence est peu pertinent en condition de crue, et donc très facile à battre. Cela conduit donc à des critères de Nash très élevés et peu discriminants. Dans ce critère de persistance (Kitanidis et Bras, 1980), le modèle de référence est un modèle naïf où le débit prévu est égal au débit observé au pas de temps précédent. Il est négatif pour un modèle moins performant que le modèle naïf. Sa version bornée, définie dans l'intervalle $[-100, +100]$ et appelée C2M/P (Tangara, 2005), est ici utilisée. Elle est donnée par l'équation :

$$C2M/P = \frac{PI}{2 - PI}$$

$$PI = 100 \times \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - O_s)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - O_{i-1})^2} \right] \quad -\infty < PI < 100$$

Équation 5

Où,

O_i : est le débit observé pour le jour i ,

O_{i-1} : est le débit observé pour le jour $i-1$.

O_s : est débit simulé pour le jour i pendant la période de calage.

La valeur de C2M/P obtenue pour chaque bassin versant étudié (avec leurs observations, donc en situation jaugée) est présentée dans l'Annexe G et représentée dans la Figure 12 : en fonction de la surface des bassins versants (gauche) et selon la localisation géographique des bassins (droite). Les valeurs de C2M/P varient entre 20 à 73 pendant la période de calage (une valeur élevée de C2M/P reflète un "bon" calage). Les bassins versants présentant les plus faibles performances se trouvent dans la partie nord-ouest de la France (bassins de la Seine aval et de l'Eure). Dans les autres régions, les valeurs de C2M/P sont généralement hétérogènes. On ne distingue pas de tendance dans la correspondance entre le C2M/P et la surface. On note que les bassins ayant les plus faibles C2M/P (< 30) regroupent à la fois les petits et les grands bassins. Les bassins ayant les C2M/P les plus élevés ont des surfaces inférieures à 1000 km² (La Corrèze à Brive-la-Gaillarde, 947 km² et L'Isle à Mayac, 800 km²).

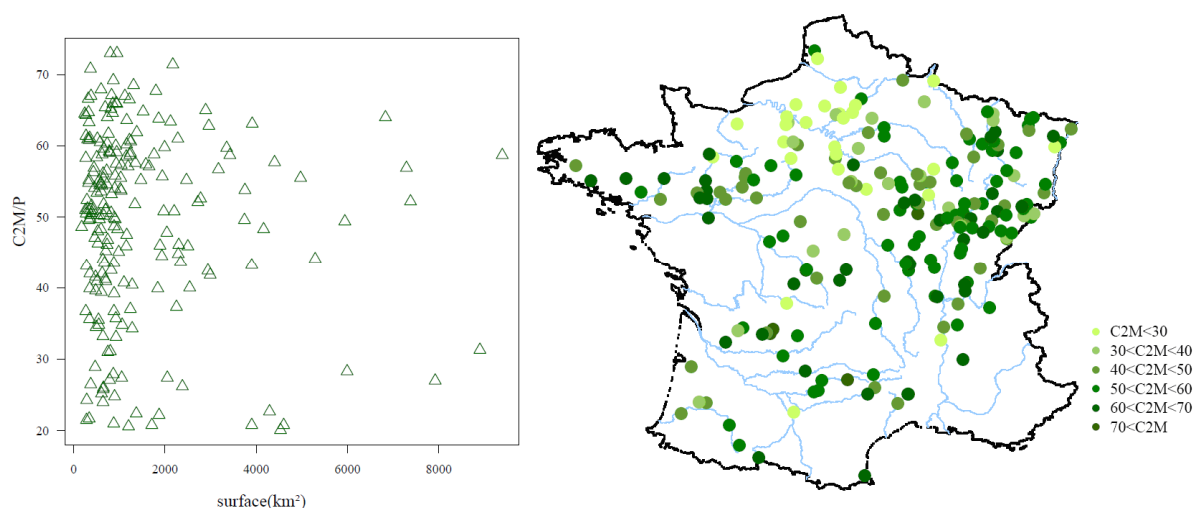


Figure 12 : Valeurs des C2M/P pour les 211 bassins versants d'étude pendant la période de calage du modèle GRP 1958-2005

La Figure 13 présente la distribution des paramètres de GRP obtenus après le calage du modèle. Les valeurs du coefficient d'ajustement des pluies varient entre 0.13 et 2.33, la capacité du réservoir de routage entre 9 et 6568.23 mm, et enfin le temps de base de l'hydrogramme unitaire entre 2.15 et 9.65 jours.

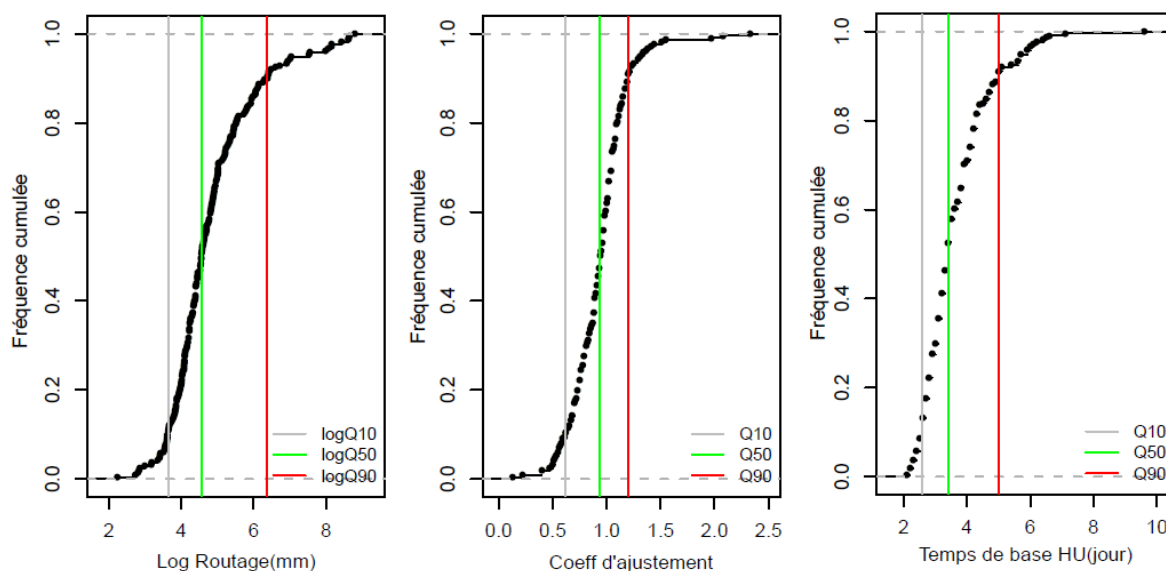


Figure 13 : Distribution des valeurs des paramètres du modèle GRP sur les 211 bassins versants. Les paramètres sont calés pendant la période de calage 1958-2005

Tableau 5 : Tableau des valeurs médianes des C2M/P et paramètres du modèle GRP obtenues sur l'échantillon de 211 bassins versants pendant la période de calage 1958-2005

Paramètres	Médianes	Intervalle de confiance à 90%
C2M/P	51	21.5 à 66.8
X1 (mm)	95.6	30.6 à 1497
X2 (j)	3.4	2.4 à 5.8
X3	0.94	0.54 à 1.32

2-5-2 Le modèle pluie-débit GR4J

GR4J (modèle GR à 4 paramètres Journalier) est un modèle global de simulation à quatre paramètres, fonctionnant au pas de temps journalier, qui transforme les données de pluie journalières en débits simulés. Développé pour la simulation des débits, il ne contient pas de procédure de mise à jour adapté à la prévision en temps réel, contrairement au modèle GRP. Ces équations sont décrites dans l'Annexe D.

Le modèle GR4J a connu plusieurs versions (Edijatno et Michel 1989 ; Edijatno 1991; Nascimento 1995 ; Edijatno *et al.*, 1999 ; Perrin 2000 ; Perrin 2002 et Perrin *et al.*, 2003) qui ont permis d'améliorer progressivement les performances du modèle. C'est la version de Perrin *et al.* (2003) qui est utilisé dans cette étude. Sa structure est celle des modèles conceptuels à réservoirs, avec une procédure de suivi de l'état d'humidité du bassin qui permet de tenir compte des conditions antérieures et d'en assurer un fonctionnement en continu. Sa structure associe un réservoir de production et un réservoir de routage, des hydrogrammes unitaires ainsi qu'une fonction d'ouverture sur l'extérieur non atmosphérique permettent de simuler l'essentiel du comportement hydrologique du bassin (Figure 14).

Le modèle GR4J possède quatre paramètres à caler, le Tableau 6 présente les valeurs médianes et les intervalles de confiance à 90% de ces paramètres sur notre échantillon de 211 bassins versants, ainsi que les valeurs des C2M/P. La Figure 15 présente les valeurs des C2M/P des bassins versants selon leur surface et leur localisation géographique. On retrouve ainsi les bassins du nord-est de la France qui possèdent les plus faibles C2M/P. L'évolution des C2M/P en fonction de la surface ne montre également pas de tendance significative. On note cependant que les plus faibles performances appartiennent à de petits bassins versants.

Ces paramètres du modèle GR4J sont respectivement :

- X1 : la capacité du réservoir de production (mm)
- X2 : le coefficient d'échanges souterrains
- X3 : la capacité à un jour du réservoir de routage (mm)
- X4 : le temps de base de l'hydrogramme unitaire HU1 (jours)

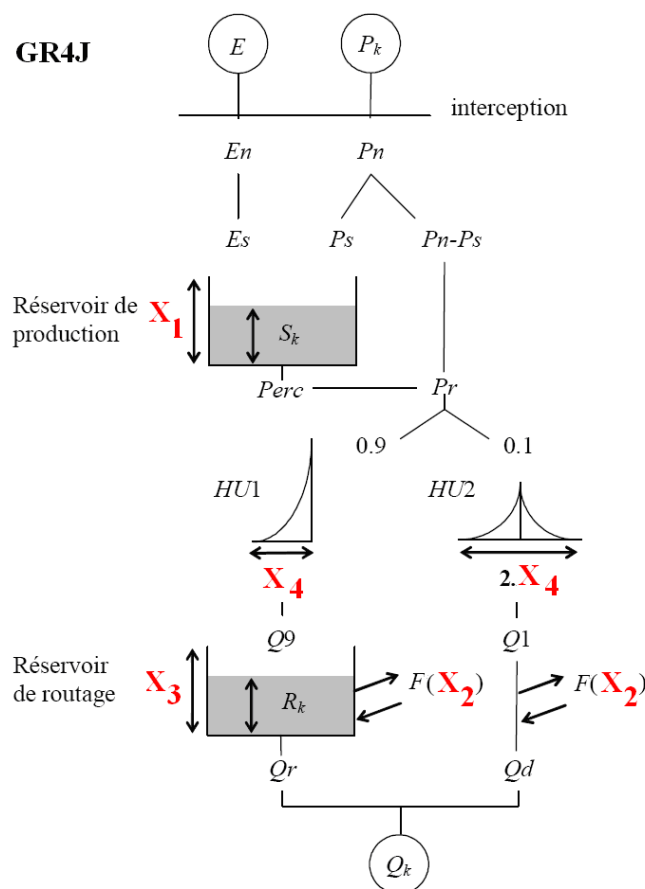


Figure 14 : Schéma de la structure du modèle GR4J

Tableau 6 : Tableau des valeurs médianes des C2M/P et paramètres du modèle GR4J obtenues sur un l'échantillon de 211 bassins versants pendant la période de calage 1958-2005

Paramètres	Médianes	Intervalle de confiance à 90%
C2M/P	68.3	27.3 à 79.7
X1 (mm)	305	213 à 1119
X2	-0.9	-2.6 à 0
X3 (mm)	63	33 à 113
X4 (jours)	1.7	1.9 à 3.6

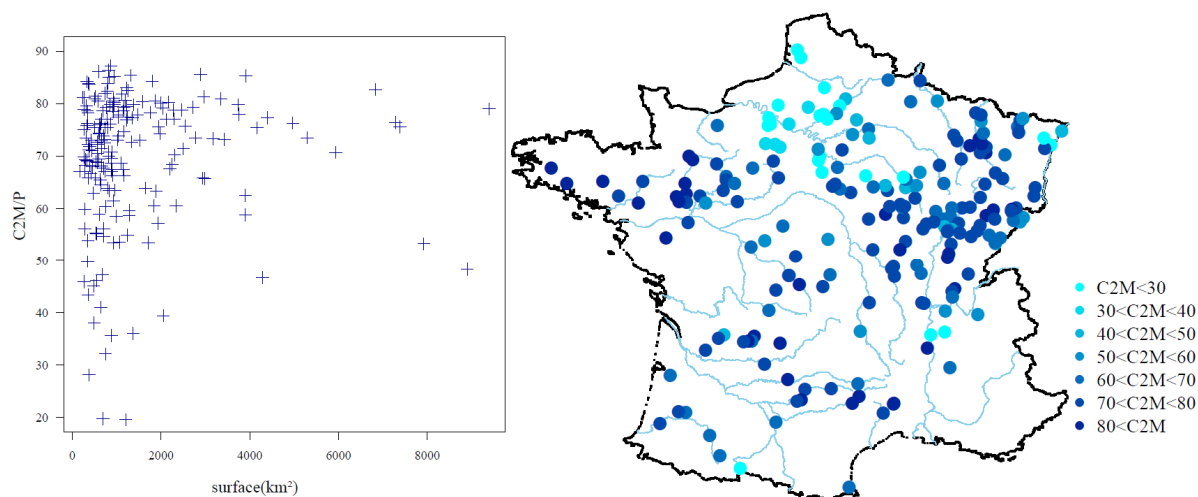


Figure 15 : Valeurs des C2M/P pour les 211 bassins versants d'étude pendant la période de calage du modèle GR4J 1958-2005

2-6 Prévisions d'ensemble de pluie PEARP

Comme nous l'avons évoqué précédemment, les entrées du modèle hydrologique sont constituées des données de pluies et d'évapotranspiration. Les prévisions PEARP utilisées dans cette étude sont constituées de dix perturbations de l'état initial, conduisant à dix prévisions de l'évolution de l'atmosphère, et une prévision de contrôle, obtenue avec un état initial non-perturbé fourni par l'analyse initiale (résultat de l'assimilation des observations)⁸.

A chaque instant de prévision, 11 membres de la PEARP sont ainsi disponibles pour une échéance maximale de prévision de 60 heures. Les données PEARP couvrent l'ensemble de la France, avec une résolution originalement d'environ 25 x 25 km² sur la France, puis les prévisions PEARP ont été désagrégées à une maille de 8 km² (Thirel, 2009). Lancées une fois par jour (à 18h), les prévisions ont été fournies au pas de temps tri-horaire et sous la forme d'archives comprenant la période du 10 mars 2005 au 31 juillet 2009. Les membres de la prévision d'ensemble sont considérés équiprobables entre eux.

La mise en forme des prévisions a été effectuée pour pouvoir constituer les fichiers nécessaires pour le forçage des modèles hydrologiques GR. Nous avons ainsi calculé les pluies journalières, et les moyennes sous les surfaces des bassins versants d'étude. Pour cela, les pluies (somme des composantes "pluie" et "neige" de la PEARP) ont été agrégées au pas de temps journalier (cumul de 0h à 23h59) (Figure 16). Au total, deux échéances de prévision ont été considérées et seront notés dorénavant : j+1 ou échéance 1 ou 24h ("le lendemain") et j+2 ou échéance 2 ou 48h ("le surlendemain") (Figure 16). Pour le calcul de l'ETP, nous n'avons pas utilisé les prévisions de température de la PEARP, les données en entrée du modèle de prévision sont les données moyennes journalières calculées à partir de la formule d'Oudin *et al.* (2005).

⁸ Depuis la PEARP a beaucoup évolué, notamment le nombre de membres a augmenté et d'autres aspects ont été rajoutés dans les perturbations initiales. Descamps, 2008.

La Figure 17 présente deux exemples de prévision de la PEARP émise le 14 avril 2005 pour le 16 avril 2005 et émise le 29 octobre 2005 pour le 31 octobre 2005. Les différents scénarios P1 à P11 sont confrontés à la ré-analyse SAFRAN du même jour (Pobs). Pour le 16 avril 2005, des évènements de pluies et de neige en abondance touchent fortement l'est de la France, le long d'une ligne allant des Vosges à la Haute-Loire (routes coupées, hébergements d'urgence d'automobiliste, 50 000 foyers privés d'électricité, 84 personnes d'une maison de retraite évacuées par la préfecture, 30 familles relogées, 38 propriétés touchées directement par les inondations, Brossaud, 2008). On observe sur la Figure 17a, qu'aucune des scénarios de la PEARP n'arrive à prévoir individuellement les zones touchées par la crue, mais leur combinaison permet d'identifier les zones touchées : les scénarios 1, 8 et 11 prévoient des pluies importantes en Haute Loire, les scénarios 2 et 7 prévoient des intempéries du côté des Vosges. On note aussi des fausses alertes pour les scénarios 3, 4, 6 et 9 qui prévoient des fortes pluies dans le sud de la France. Pour l'évènement du 31 octobre 2005, on observe sur la Figure 17b des différences de répartition dans les scénarios de pluies prévues par les 11 membres de la PEARP, avec des zones parfois arrosées, et des quantités précipitées plus ou moins importantes avec des maxima différemment localisés. Cependant, on note que les 11 scénarios arrivent à localiser le même évènement dans le sud de la France, sans toutefois parvenir à prévoir la quantité exacte tombée. Cette crue du 31 octobre 2005 est répertoriée parmi les crues importantes de 2005 dans les Cévennes (Martin, 2008).

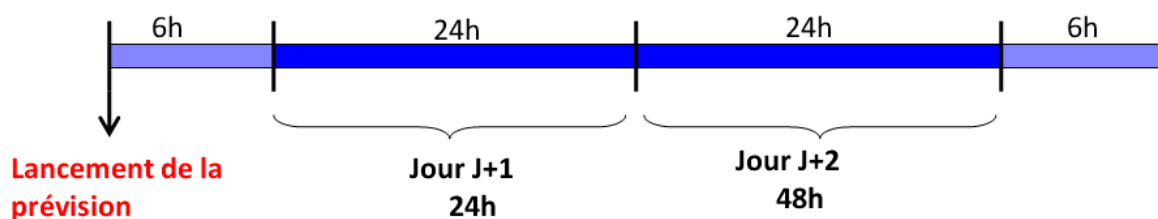


Figure 16 : Représentation graphique des échéances de prévision de la PEARP : Echéance 1, 24h et Echéance 2, 48h

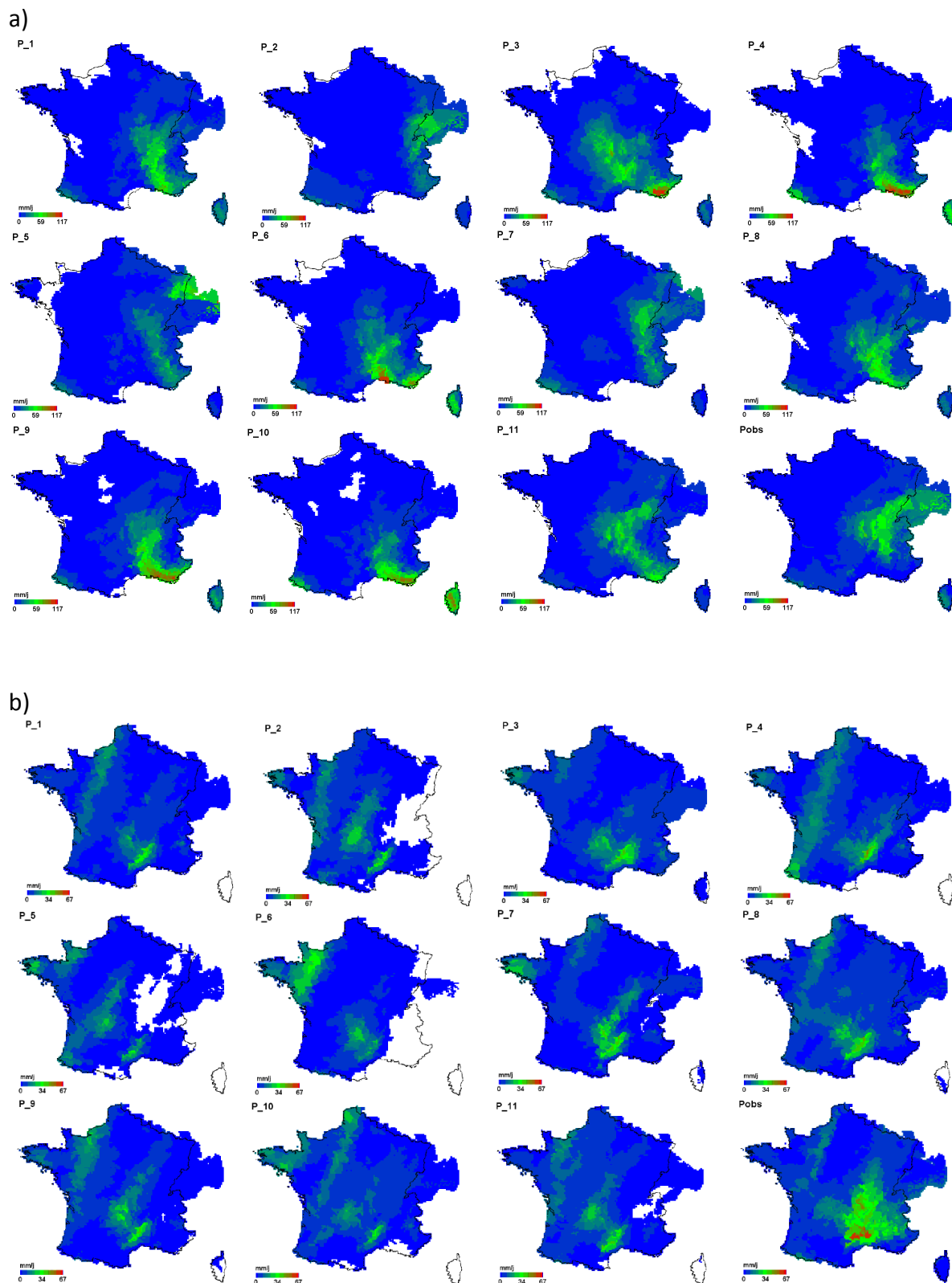


Figure 17 : Pluies journalières d'ensemble prévues par la PEARP sur la France pour le 16 avril 2005 (a) et le 31 octobre 2005 (b) à deux jours d'échéance (11 scénarios : P1 : P11). Les pluies de la ré-analyse SAFRAN sont également présentées (Pobs)

2-7 Conclusion

Dans cette thèse, les données d'environ 1000 bassins versants français sont utilisées, chaque bassin ayant des chroniques journalières d'évapotranspiration, de pluie et de débit observé disponibles sur la période de 1958 à 2009. Un jeu clé de 211 bassins versants constitue la principale base de données, celle de validation des approches que nous nous proposons de tester. Pour ces bassins, nous avons également mis en forme une archive de prévisions d'ensemble de pluies, disponibles sur une période d'environ 4,5 années (10 mars 2005 au 31 juillet 2009).

Les prévisions de débit seront issues de deux systèmes de prévision qui auront pour point central un modèle hydrologique de la famille GR, modèles développés depuis plusieurs années à Irstea. Les principales approches sont testées avec le modèle GRP, et un chapitre sera consacré au modèle de transformation pluie-débit GR4J.

Quel que soit le système de prévision, nous évaluerons les prévisions de débit, en les confrontant aux débits observés sur chaque bassin étudié. Nous nous intéresserons aux deux échéances journalières de prévision dont on dispose : J+1 et J+2. Dans le prochain chapitre, nous nous concentrerons davantage sur les méthodes d'évaluation des prévisions.

Chapitre 3 : Méthodologie d'évaluation des prévisions

3-1 Introduction

L'évaluation de la PEARP et des débits issus du modèle de prévision GRP a permis la publication d'un article en 2009, reproduit dans l'Annexe F : "Comparing the scores of hydrological ensemble forecasts issued by two different hydrological models" (*Atmospheric Sciences Letters*, 11 (2) : 100-107). Cet article présente une évaluation de la prévision de pluie PEARP et des prévisions hydrologiques basées sur celle-ci, issues des modèles hydrologiques GRP et SIM sur une période de 17 mois : mars 2005 à juillet 2006. Nous traiterons dans ce chapitre une archive plus longue (mars 2005 à juillet 2009) et présentons des analyses complémentaires à celles présentées dans l'article pour ce qui est du modèle GRP. Le but dans ce chapitre est d'introduire les concepts autour de l'évaluation de la qualité des prévisions d'un système de prévisions d'ensemble. Différents attributs et critères sont ainsi discutés et proposés, ainsi qu'une première application dans les bassins d'étude en situation jaugée. Les informations sont également résumées sur une fiche-type de diagnostic de la qualité d'une prévision (Annexe E), qui vise à permettre aux lecteurs de suivre plus facilement les résultats qui seront présentés dans les chapitres qui suivront concernant les stratégies de prévision en situation non jaugée.

3-2 Evaluation des prévisions d'ensemble

Une prévision déterministe est généralement plus facile à évaluer comparativement à une prévision probabiliste ou une prévision à plusieurs scénarios telle que la prévision d'ensemble. Dans le premier cas, soit l'évènement (par exemple, un dépassement de seuil ou une valeur de débit donnée) est prévu, soit il ne l'est pas. La confrontation avec l'observation (déterministe aussi) est directe. Dans la prévision probabiliste ou dans la prévision d'ensemble, la prévision émise se présente souvent sous la forme d'une probabilité ou pourcentage de scénarios ayant prévu l'évènement (ex : il y a 60% de chances de dépasser un seuil de débit donné). Dans ce cas, il faut alors évaluer, non plus une valeur, mais les probabilités de prévision émises, en les comparant aux fréquences d'occurrence des observations. Pour cela, il faut disposer d'une longue série de paires « prévisions émises » et « observations » pour pouvoir évaluer la qualité des prévisions.

L'objectif général de l'évaluation des prévisions (aussi appelée « vérification des prévisions », notamment en météorologie) est de mettre en évidence les forces et les faiblesses d'un système de prévision et pouvoir offrir ainsi un diagnostic du système. La mise en place de critères d'évaluation peut permettre *a posteriori* de comparer différents systèmes, ou d'améliorer le système en place lui-même par le traitement statistique des sorties du modèle.

3-2-1 Quelles sont les principales qualités attendues d'un système de prévision d'ensemble ?

Trois principaux critères sont à la base de l'évaluation des prévisions d'ensemble (Murphy, 1993) :

- la *cohérence* des prévisions mesure à quel point le jugement du prévisionniste coïncide avec les prévisions émises ;
- la *valeur* d'une prévision correspond à la valeur économique de la prévision pour les utilisateurs, donc de son utilité par rapport à d'autres prévisions ;
- la *qualité* des prévisions mesure la correspondance entre les prévisions et l'observation, en d'autres termes : comment la probabilité des événements prévus correspond à la fréquence des événements observés. Il s'agit de mesurer où se situe l'observation par rapport aux différentes valeurs prévues par les membres de l'ensemble.

Dans cette thèse, nous nous concentrons sur l'aspect "**qualité**" des prévisions, c'est-à-dire que nous nous attachons à la comparaison entre les valeurs prévues et les valeurs observées.

Cette qualité des prévisions repose sur certaines propriétés désirables appelées les "**attributs**" d'une prévision. La dénomination de ces différents attributs varie dans la littérature. Cependant les concepts et les principes de ces attributs font plus ou moins le consensus entre les chercheurs (Epstein et Murphy, 1965). Nous présentons ici une liste qui n'est certainement pas exhaustive, mais qui répondra globalement à nos attentes en termes de qualité que l'on cherchera dans nos systèmes de prévision. Ces qualités sont : la précision, la fiabilité, la résolution, la finesse et la compétence.

- ***La précision (en anglais, accuracy)***

Elle mesure le degré de correspondance entre la prévision et l'observation. Il s'agit alors d'une mesure de distance entre les observations et les prévisions, c'est-à-dire, une mesure de l'erreur de prévision. Dans le cas de la prévision d'ensemble, l'ensemble est souvent résumé par la moyenne des scénarios prévus pour le confronter aux observations.

Cette mesure peut synthétiser la **qualité générale** d'un système de prévision et les autres critères sont considérés comme des composants de la précision (Wilks, 2011). Cependant, elle est souvent critiquée car elle résume parfois les prévisions multi-scenarios en un seul membre, sa moyenne (Bontron, 2004).

- ***La fiabilité (en anglais, reliability)***

La fiabilité est l'un des plus importants attributs des prévisions d'ensemble (Jolliffe et Stephenson, 2012) et souvent considérée comme une des qualités à privilégier (Gneiting et Raftery 2007). Elle caractérise le degré auquel les probabilités de prévision sont cohérentes

avec les fréquences observées. La fiabilité implique que les membres de l'ensemble et les observations soient échantillonnés des mêmes distributions de probabilité, c'est-à-dire, qu'ils soient statistiquement indiscernables.

Des prévisions fiables permettent la détermination d'intervalles de confiance pour lesquels le niveau de confiance prédictif correspond au niveau de confiance réel. Sommairement, cette qualité reflète la capacité du système à bien représenter l'incertitude des prévisions. Un système de prévision fiable permet ainsi une estimation de l'incertitude, car il possède donc une dispersion représentative de l'incertitude autour de l'observation. En pratique, cela veut dire que le système de prévision a un écart-type empirique conforme à l'écart-type de la variable observée.

Pour mieux appréhender cette qualité, prenons l'exemple suivant : si un système de prévision est fiable, alors l'observation sera une réalisation de la variable aléatoire associée à la distribution de probabilité prévue. Ainsi, si on prévoit qu'il aura 90% de chances de dépasser un seuil quelconque, et, si on suppose que cette probabilité reste constante pour 10 jours (on suppose ici des prévisions journalières), alors on devrait effectivement dépasser ce seuil 9 jours sur 10.

Du fait qu'il est nécessaire de consulter une fenêtre temporelle assez large pour pouvoir distinguer si les prévisions émises par un système sont ou non fiables, cet attribut est aussi appelé "biais" à grande échelle. On l'oppose ainsi au biais à petite échelle, qui se concentre sur chaque pas de temps de prévision. La fiabilité est donc aussi un attribut qui permet de mettre en évidence un biais fréquent dans les prévisions, pouvant être amélioré par un post-traitement⁹ (Murphy, 1987 ; Buizza *et al.*, 2005 ; Cloke et Pappenberger, 2009).

En résumé, la fiabilité permet de répondre à la question : est-ce que l'incertitude traitée par la distribution de probabilité des prévisions traduit l'incertitude du phénomène qu'on cherche à prévoir ? Si OUI, le système est dit "fiable".

- ***La finesse (en anglais, sharpness)***

La finesse mesure l'étendue (la largeur) des faisceaux de prévision, c'est-à-dire, la dispersion moyenne des membres de la prévision d'ensemble. Plus les prévisions sont fines, plus l'incertitude sur la variable prédite est faible. C'est une mesure qui est indépendante des observations, elle est donc intrinsèque au système de prévision.

La finesse est donc un attribut dit « dépendant », car il doit être examiné avec la fiabilité : on cherchera à ce qu'un système de prévision soit fiable et, étant fiable, qu'il ait le plus de finesse possible. L'objectif est alors de minimiser la finesse, et ainsi de réduire les incertitudes, mais sans sacrifier la fiabilité (Wilks, 2011).

⁹ Le post-traitement regroupe généralement toutes les approches statistiques visant à corriger les erreurs systématiques des modèles et à améliorer ainsi la qualité des prévisions en sortie des modèles.

Parfois, il est courant d'avoir des ensembles fins, et la difficulté réside dans la correspondance avec les fréquences réellement observées (fiabilité). Ainsi, si deux ensembles sont fiables, on opterait pour celui dont la finesse est meilleure.

- ***La résolution (en anglais, resolution)***

Cet attribut mesure l'aptitude du système de prévision à discriminer les futurs événements observés (i) selon différents groupes : par exemple, événements normaux, événements forts, événements rares et (ii) par rapport à la climatologie.

Autrement dit, les prévisions ont une bonne résolution quand elles réussissent à distinguer les cas où la probabilité d'un événement est élevée parmi les cas où la probabilité est faible. Les prévisions ayant une bonne résolution ont donc des probabilités variées d'une prévision à une autre, et plus ces probabilités divergent de la climatologie, plus la résolution est grande.

- ***La compétence (en anglais, skill)***

La compétence (ou performance) d'un système de prévision se mesure grâce à un autre système de référence. On utilise le plus souvent comme référence, soit la climatologie, soit la persistance. La climatologie est souvent constituée de différents scénarios (ou membres) dont les valeurs ont été mesurées dans le passé, à la même date. Par exemple, les membres climatologiques du débit pour le 1^{er} janvier sont constitués des débits journaliers mesurés tous les 1^{er} janvier durant les années antérieures sur la même station. Elle peut être qualifiée de climatologie à "long terme" puisqu'elle tient normalement compte d'un échantillon suffisamment large par rapport à la période d'évaluation elle-même, et est représentative de la climatologie du bassin. La persistance consiste à considérer un modèle naïf où la prévision sur les différentes échéances est égale au dernier débit observé.

3-2-2 Quels scores choisir ?

Plusieurs scores numériques ont été proposés dans la littérature pour mesurer les attributs d'un système de prévision. Le choix incombe aux utilisateurs, selon les qualités du système qu'ils désirent mesurer ou recherchent le plus. Il n'existe donc pas de score universel pour la mesure de qualité des prévisions. Il est nécessaire de faire appel à plusieurs critères afin de pouvoir diagnostiquer les différents aspects d'un système à évaluer. L'évaluation de la qualité des prévisions d'ensemble exige alors le recours à plusieurs critères.

En effet, Jolliffe et Stephenson (2012) montrent qu'une évaluation détaillée des forces et des faiblesses d'un ensemble de prévision nécessite plus d'un ou de deux critères. De plus, tous les critères ont des atouts et des faiblesses, et dans la plupart des cas, l'utilisation et l'interprétation de plusieurs scores sont nécessaires pour discerner convenablement les qualités des prévisions. D'autre part, il peut se produire des erreurs imprévisibles dans les modèles de prévisions ou même dans l'interprétation de ceux-ci par les prévisionnistes, et ces erreurs ne peuvent être discernées qu'après avoir utilisé différentes mesures.

A ce sujet, Brown *et al.* (2010) ont récemment construit un outil de vérification des prévisions d'ensemble (appelé *Ensemble Verification System*) regroupant plusieurs mesures. En termes de critères numériques, cet outil comprend notamment:

- des scores d'évaluation de la moyenne de la prévision : le coefficient de corrélation, l'erreur moyenne, et la racine de l'erreur moyenne quadratique (ou RMSE).
- des scores d'évaluation probabiliste de l'ensemble des prévisions :
 - * le score de Brier : BS (Brier, 1950 ; Bradley *et al.*, 2004) ;
 - * le score de performance du score de Brier : Brier Skill Score (BSS) ;
 - * le score de probabilité ordonnée continue (ou le Continuous Ranked Probability Score, CRPS, en anglais) et sa décomposition en fiabilité, résolution et incertitude (Murphy, 1996, Hersbach, 2000) ;
 - * le score de performance du CRPS ;
 - * la courbe ROC (ROC pour *Relative Operative Characteristic*) (Green et Swets, 1966; Mason et Graham, 2002) ou le score ROC (Mason et Graham, 2002 ; Fawcett, 2006) ;
 - * le diagramme de fiabilité ou reliability diagram en anglais (Hsu et Murphy, 1986 ; Bröcker et Smith, 2007).

Les différents organismes traitant des prévisions d'ensemble combinent également plusieurs scores afin d'évaluer leurs prévisions (Ebert, 2005) :

- L'organisation météorologique mondiale utilise le BSS, le diagramme de fiabilité, une mesure de la valeur économique (Palmer *et al.*, 2002), la moyenne et l'écart-type de l'ensemble ;
- Le Centre européen pour les prévisions météorologiques à moyen terme (CEPMMT) combine le BSS, le diagramme de fiabilité, la courbe ROC et la valeur économique ;
- Le National Center for Environmental Prediction (ou NCEP, qui est un regroupement de centres nationaux spécialisés de prévisions météorologiques aux États-Unis) calcule le RMSE, le BSS, le ROC, l'histogramme de rang (Hamill, 2001 ; Talagrand, 1997), le RPSS et la valeur économique ;
- Le service national britannique de météorologie (ou le *Meteorological Office*) utilise le BSS, le diagramme de fiabilité, le ROC et l'histogramme de rang ;
- Le Bureau of Meteorology and Research Center (BMRC ou le centre de recherche australien sur la météorologie) utilise : RMSE, BSS, le diagramme de fiabilité, le ROC, l'histogramme de rang, RPSS et la valeur économique.

Dans cette thèse, l'accent sera mis sur trois attributs : la **fiabilité** car c'est, en effet, une des principales qualités qu'il faut rechercher dans un système de prévision probabiliste (Gneiting et Raftery, 2007), et la **précision** qui, dans le sens où nous l'entendons, mesure la qualité générale du système et permet de quantifier de manière simple la distance seule entre l'observation et la prévision. De plus, on s'intéressera aussi à la **finesse** de prévision : on

cherchera à ce que les membres de l'ensemble soient proches de l'observation, mais aussi entre eux. Dans le cas où la fiabilité ne peut être garantie en termes de probabilités de l'ensemble, on cherchera à avoir au moins un système précis (c'est-à-dire le plus proche possible de l'ensemble). Pour cela, nous allons considérer, non seulement la moyenne de l'ensemble, mais aussi tous ses membres (on recherche donc indirectement aussi la finesse des prévisions). On regroupera ainsi les qualités précision et finesse pour obtenir un attribut que l'on nommera **précision d'ensemble** (ou raccourci parfois en **précision** seule) dans la suite du rapport (§ 3-2-5).

Les scores seront également souvent exprimés en termes de **compétence** car la comparaison de différents systèmes de prévision est l'un de nos objectifs : on souhaite évaluer si par rapport à un système de référence (le bassin versants jaugé, par exemple), les approches de prévision en situation non jaugée testées sont plus au moins performantes.

Les scores appliqués sont alors (ils seront détaillés dans la suite):

- des scores mesurant la précision globale d'un système de prévision ("*global accuracy measures*", Wilks, 2011), c'est-à-dire, la précision de la moyenne des membres des faisceaux de scénarios prévus : la racine de l'erreur quadratique moyenne, que l'on notera RMSE (pour *Root Mean Squarre Error*), et l'erreur absolue moyenne, que l'on notera MAE (pour *Mean Absolute Error*) ;
- un score graphique illustrant la précision de l'ensemble à partir de la précision de chacun de ses membres : nous proposons ici un "diagramme de précision d'ensemble", construit à partir du critère MAE ;
- un score qui mesure la capacité du système au dépassement d'un seuil critique et à la détection des forts débits : le CSI (Critical Success Index) pour le dépassement du quantile Q90¹⁰ ;
- un score probabiliste permettant de mesurer l'écart entre probabilité de prévision et d'observation pour le dépassement du quantile 90: le BS (Brier Score). Ce score, en se décomposant, mesure à la fois la fiabilité et la résolution, deux attributs essentiels de la prévision d'ensemble (Murphy, 1973) ;
- un score permettant d'évaluer l'ensemble de la distribution prédictive : le score de probabilité ordonné ou en anglais RPS (*Ranked Probability Score*). D'après Murphy (1971), il mesure également la précision d'un système de prévision ;
- un score graphique permettant de visualiser la fiabilité d'un système de prévision : le diagramme de PIT ;
- des scores de performances comparées, qui permettent de comparer un système de prévision à une référence.

¹⁰ Le quantile Q% est le plus petit élément q des valeurs des termes de la série, ordonnées par ordre croissant, tel qu'au moins Q% des données soient inférieures ou égales à q . Les quantiles sont dans cette thèse calculées à partir des données mesurées pendant la période d'évaluation des prévisions (entre 2005 et 2009)

3-2-3 Les scores numériques

- **La racine de l'erreur quadratique moyenne : RMSE et le RMSE normalisé (NRMSE)**

La racine carrée de la moyenne de l'erreur au carré ou le RMSE (*Root Mean Square Error*) mesure la magnitude moyenne des erreurs commises par la prévision. Dans la formule, les erreurs sont élevées au carré avant qu'elles ne soient moyennées : les RMSE donnent ainsi un poids relativement important aux différences élevées. Cela signifie que le RMSE est plus utile lorsque les grandes erreurs sont particulièrement indésirables. Pour chaque échéance de prévision, les RMSE relatifs aux prévisions de débit et de pluie ont été calculés pour chaque bassin versant et sur l'ensemble de la période d'étude selon la formule :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\overline{m}_i - o_i)^2} \text{ (mm)}$$

Équation 6

Où,

o_i : est la donnée observée pour le jour i ,

$\overline{m}_i$: est la moyenne des membres de l'ensemble pour le jour i ,

N : est le nombre de jours utilisés pour calculer le score.

Pour s'affranchir de l'effet de taille des bassins versants et avoir ainsi des valeurs adimensionnelles permettant de comparer les résultats des différents bassins entre eux, les erreurs normalisées par rapport aux valeurs moyennes observées ont été calculées :

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\overline{X}}$$

Équation 7

Où,

$\overline{X}$: la moyenne des débits ou pluies observées pendant la même période.

Le score RMSE permet donc de résumer les prévisions d'ensemble à sa moyenne et peut être assimilé à un score déterministe.

- **L'indice de succès critique CSI (le Critical Success Index)**

Les tableaux de contingence permettent d'étudier l'association de deux variables et d'en déduire des probabilités conjointes et conditionnelles (Tableau 7). Ils indiquent le nombre de succès (événements prévus et observés), d'événements *manqués* (événements non prévus mais observés), de *fausses alertes* (événements prévus mais pas observés) et des *rejets corrects* (événements non prévus et non observés).

Pour construire un tableau de contingence, il faut définir un "événement observé" et un "événement prévu". Dans cette étude, un événement observé correspond au dépassement d'un seuil critique: le seuil 90% des débits (ou pluies) observés Q90. Ce quantile est calculé sur la période d'évaluation. Ainsi, un événement est compté "observé" (c'est-à-dire, colonne "OUI" dans le Tableau 7), si le débit observé dépasse le quantile considéré. Sinon, il est compté comme "non-observé" (dans la colonne "NON" du Tableau 7).

Pour la définition d'un événement prévu, si un pourcentage (p%) des membres (scénarios) de débits prévus atteignent le seuil Q90, alors l'évènement est considéré comme un "événement prévu" (ligne "OUI" dans Tableau 7). Sinon, il est "non prévu" (ligne "NON"). Le pourcentage étudié dans cette thèse est celui de 80% des membres.

Plusieurs scores peuvent être déduits d'un tableau de contingence (Tableau 7). Nous avons choisi d'utiliser l'indice de succès critique ou le CSI (Critical Success Index, en anglais), qui est un score qui fait la synthèse entre le taux de fausses alertes et le taux de succès (Équation 8). Le CSI prend la valeur de 1 pour des "prévisions parfaites", où seules les cases "succès" et "rejets corrects" du tableau de contingence sont remplies.

Tableau 7 : Représentation d'un tableau de contingence

		Evènement observé		
		OUI	NON	Total
Evènement prévu	OUI	Succès	Fausse alerte	Prévu
	NON	Manqué	Rejet Correct	Non prévu
Total		Observé	Non observé	Total

$$CSI = \frac{\text{succès}}{\text{succès} + \text{manqué} + \text{fausse alerte}}$$

Équation 8

Le score CSI peut être appliqué à une prévision déterministe bien qu'il ne soit pas par définition un score déterministe. En effet, au lieu de considérer un pourcentage de membres pour définir une prévision, on peut considérer un scénario unique de prévision

- ***Ecart-type et écart-type normalisé (ratio de l'écart-type)***

L'écart-type ne fait pas partie des scores regardés pour chaque test ici étudié, néanmoins nous le présentons car il sera utilisé pour obtenir une mesure de la dispersion des membres :

$$\sigma = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (m_{k,i} - \overline{m}_i)^2} \text{ (mm)}$$

Equation 9

Où,

n : est le nombre de membres de la prévision d'ensemble,

N : est le nombre de jours utilisés pour le calcul du score,

$\overline{m}_i$: est la moyenne des prévisions de l'ensemble pour le jour i ,

$m_{k,i}$: est la valeur de la prévision d'un membre k pour le même jour i .

De même, pour la mesure de la dispersion des membres, un ratio adimensionnel $N\sigma$ est calculé :

$$N\sigma = \frac{\sigma}{\overline{M}};$$

Equation 10

Avec:

$\overline{M}$: la moyenne des débits (ou pluies) prévues par tous les membres et pour tous les jours de la période d'évaluation.

- **Le score de Brier (BS)**

Le score de Brier et son score de performance ("skill score") associé sont très largement utilisés pour évaluer les prévisions d'ensemble. Ils qualifient les performances d'un système probabiliste par rapport à un événement binaire (dépassement de seuil). Un seuil de débits (ou de pluies), calculé sur la période d'étude, a été fixé pour définir les événements, ce seuil es le quantile Q90. Nous l'appellerons ainsi Brier 90 dans le reste du mémoire.

Le score de Brier est donné par la formule :

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - f_i)^2$$

Équation 11

Où,

N : est le nombre de jours sur la période d'évaluation utilisé pour calculer le score,

p_i : est la probabilité de prévision de l'évènement,

f_i : est la probabilité associée à l'observation. Elle vaut 1 si l'évènement s'est produit et 0, sinon.

Pour définir les probabilités de prévision p_j d'un événement, le nombre de membres de l'ensemble dépassant le seuil (ici, le quantile Q90) est compté et divisé ensuite par le nombre total de membres.

Le Brier minimum 0 est obtenu pour un système (déterministe) parfait, où $p_j = o_j$ pour tous les j . Un tel système a une probabilité de prévision de 1 (0) à chaque fois que l'évènement est (n'est pas) observé. Parce qu'un tel système n'utilise pas des probabilités entre 0 et 1, il

ne présente pas d'incertitude et peut être considéré comme un système de prévision déterministe binaire. A l'opposé, le score de Brier prend la valeur maximale de 1 pour une erreur systématique de la prévision déterministe, qui prévoit avec certitude le mauvais événement à chaque réalisation, c'est-à-dire $p_j = 1 - o_j$

- **Le score de probabilité ordonnée RPS (Rank Probability Score, en anglais)**

Le principe du score de probabilité ordonnée RPS consiste à comparer non pas les probabilités prévues et observées, comme le fait le score BS pour un événement donné, mais à comparer les probabilités au non-dépassement prévues et observées sur un ensemble de catégories. Le score RPS est ainsi utilisé pour évaluer la précision d'un ensemble de prévisions de probabilités pour des variables ordonnées et s'applique à des multiples catégories : par exemple, les $K+1 = 10$ catégories peuvent être les intervalles définis par les K quantiles Q10, Q20...Q90%. Dans cette étude, le calcul du RPS a été effectué en utilisant ces quantiles (discretisation de la fonction de répartition prévue ici adoptée).

Chaque jour de prévision produit une séquence de probabilités de prévision : P_{jk} , avec $P_j = (p_{j1} \leq p_{j2} \leq \dots \leq p_{jK})$. p_{jk} est la probabilité cumulée prévue au jour j : probabilité prévue au non-dépassement du quantile k . Elle est donnée par le nombre de membres de la prévision d'ensemble qui ne dépassent pas le quantile k sur le nombre total de membres de l'ensemble. A chaque jour, un vecteur pour l'observation (f_i) est également construit avec les k composantes : $f_{ik} = 1$ ou 0, selon que la vérification (l'observation) est respectivement plus petite ou plus grande que le quantile k . Le RPS est la somme moyenne des différences au carré entre les distributions de probabilité *cumulative* observées et prévues pour l'ensemble de catégories :

$$RPS_i = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (p_{ik} - f_{ik})^2$$

Équation 12

Pour N nombre de jours sur la période d'évaluation de jours de prévision :

$$RPS = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N RPS_i$$

Équation 13

La valeur du RPS dépend du découpage en catégories adopté. La plage de valeurs admissibles se situe entre sa valeur minimale $RPS_{min} = 0$ (cas parfait) et sa valeur maximale, qui dépend du nombre de catégories considérées (in extremis, $RPS_{max} = K-1$). Ce score est en quelque sorte une mesure de "distance" entre les distributions de probabilité cumulative des prévisions et les observations (Rousset Regimbeau, 2007). Il est alors sensible à cette "distance", c'est-à-dire, il donne un bon score aux ensembles de prévision dont le centre de gravité (classe modale) est proche de la valeur observée. Le grand inconvénient de ce score réside dans le fait que sa valeur peut varier fortement selon le nombre et la largeur des catégories.

- **Les scores de performance comparés**

Pour comparer les performances des différents scénarios que nous allons tester pour étudier la prévision dans les bassins non jaugés, nous allons souvent faire appel au score de compétence, qui permet de comparer un système de prévision à une situation de référence. Il s'agit en fait de mesurer le gain apporté par un nouveau système de prévision en comparant son score par rapport au score que l'on obtient quand on utilise le système de référence :

$$Gain_score = 1 - \frac{score_{test}}{score_{ref}}$$

Équation 14

Ce gain est positif (négatif) quand le système de prévision testé est plus (moins) performant que la situation de référence. Il est nul quand les performances des deux systèmes comparés sont identiques.

Par ailleurs, pour les scores probabilistes de compétence calculés à partir des scores BS et RPS, il faut également prendre en considération la taille des systèmes comparés, c'est-à-dire, le nombre de membres de chaque ensemble, et ceci surtout quand un des systèmes comparés possède peu de membres par rapport à l'autre (un ensemble peut-être considéré petit s'il présente un nombre de membres inférieurs à 40, Déque 1997). Müller *et al.* (2005), par exemple, ont montré que le RPSS d'un ensemble avec peu de membres avait tendance à être négativement biaisé. Pour pallier à ce biais, et parce que dans la suite de ce travail nous aurons à comparer des ensembles de taille différente, nous utiliserons un score de compétence débiaisé. Pour le RPS, Weigel *et al.* (2006) ont proposé les formules suivantes pour:

$$RPS_{Gain} = 1 - \frac{RPS_{test}}{RPS_{ref} + D}$$

Équation 15

Avec

$$D = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^J \sum_{i=1}^k [p_i (1 - p_i - 2 \sum_{j=i+1}^k p_j)]$$

Équation 16

Où,

D : biais induit par la taille de l'ensemble (plus le nombre de membres est élevé, plus le biais est faible)

M : nombre de membres du système de prévision d'ensemble

K : nombre de catégories choisis pour le calcul du RPS

p_i : probabilité pour la référence à être dans la $i^{ème}$ classe

Puisque le BS est un cas particulier du RPS, avec deux catégories différentes (dépassement ou non d'un seuil), une formule peut aussi être déduite pour ce score, avec $K=2$ (pour 2 catégories). Dans ce cas, le biais D' est donné par la formule :

$$BS_{Gain} = 1 - \frac{BS_{test}}{BS_{ref} + D'}$$

Équation 17

$$D' = \frac{1}{M} p(1-p)$$

Équation 18

Où,

p : probabilité du système de référence pour le dépassement d'un quantile donné.

M : nombre de membres du système de prévision d'ensemble

3-2-4 Les scores graphiques

Plusieurs méthodes existent dans la littérature pour mettre en évidence la fiabilité d'un système de prévision probabiliste. Le diagramme ou l'histogramme de PIT (Rosenblatt, 1952) ou "Probability Integral Transform" et le diagramme de probabilité cumulée associée sont ici utilisés. L'avantage majeur de ce score est d'évaluer la fiabilité du système sur l'ensemble des observations.

L'histogramme de PIT considère la localisation de l'observation à l'intérieur de la fonction de répartition donnée par la prévision d'ensemble (Hamill, 2001). A chaque observation, on évalue la probabilité que la prévision associe à cette valeur. L'ensemble des probabilités obtenues peut ensuite être analysé selon un histogramme de fréquence (histogramme de PIT) ou une fonction de répartition (diagramme de probabilité cumulée).

La Figure 18 présente les différentes formes type d'un histogramme de PIT. On observe que des prévisions fiables donneront un histogramme uniforme (plat). Un histogramme en forme de U indique que le système est sous-dispersif, et, au contraire, un histogramme en forme de U renversé indique une sur-dispersion de l'ensemble. Un diagramme asymétrique met en évidence un biais dans les probabilités émises par le système de prévision. Pour le diagramme de probabilité cumulée, un diagramme joint à la diagonale indique des prévisions fiables.

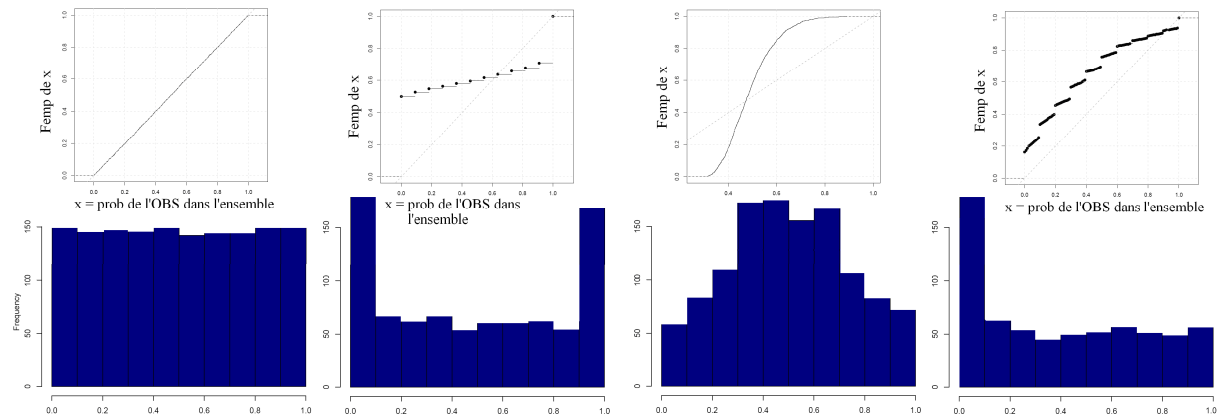


Figure 18 : Interprétation du diagramme de PIT, a) prévision fiable; b) prévision sous-dispersée; c) prévision sur-dispersée; d) prévision biaisée. En ordonnée: la fréquence empirique de x, en abscisse : probabilité x de l'observation dans l'ensemble des membres

3-2-5 Proposition d'un diagramme de précision d'ensemble

Face au diagramme de PIT permettant de visualiser concrètement la fiabilité des prévisions, il nous est paru nécessaire de fournir un critère pour mesurer l'attribut "*précision d'ensemble*" d'un système de prévision.

En comparant deux systèmes "fiables" ou deux systèmes "sur" ou "sous" dispersés, on se pose la question de savoir lequel est le plus précis? Avec le diagramme de PIT, cette information n'est pas disponible même si on arrive à déterminer correctement les intervalles de confiance. Dans les différents cas qui se présentent dans cette thèse, on rencontre des situations où le système de prévision n'est pas fiable, car très peu dispersé, mais présente une bonne précision, avec des membres de prévision très proches de l'observation. On souhaite alors examiner distinctement et visuellement cette propriété. Le score NRMSE permet en partie de distinguer cela, mais en ne considérant que la moyenne des membres. L'objectif du score graphique que nous proposons ici est de regarder l'ensemble des membres, d'où son appellation "diagramme de précision d'ensemble" (ou raccourci parfois en diagramme de précision).

Le diagramme proposé illustre l'erreur moyenne absolue (MAE) entre l'observation et la prévision, en considérant chaque membre de la prévision d'ensemble (et non seulement la moyenne, comme c'est le cas du MAE traditionnellement calculée). Puisque dans une prévision d'ensemble les membres sont interchangeables, on ne peut suivre le même membre au long de toute la période d'évaluation et moyenner ses erreurs à lui spécifiquement. Alors, on propose ici de regrouper les erreurs d'un même rang¹¹, avec une centralisation sur l'observation : les erreurs positifs (valeur du membre supérieure à l'observation) sont mises d'un côté et les erreurs négatifs (valeur du membre inférieure à l'observation) d'un autre côté d'un diagramme dont la métrique est le MAE. Pour inclure une

¹¹ Nous nous sommes inspirés du diagramme de Talagrand (aussi appelé diagramme de rang). Le diagramme de Talagrand est constitué d'histogrammes dans lesquels chaque barre représente des rangs variables de l'observation par rapport aux membres de la prévision d'ensemble. Son interprétation est similaire au diagramme de PIT (Talagrand, 1997).

comparaison à l'incertitude de l'observation, l'écart-type de l'observation, estimée sur la période d'évaluation, est également indiqué sur le diagramme.

Pour construire ce diagramme, les membres ainsi que l'observation sont d'abord classés en ordre décroissant. On attribue ensuite à chaque membre un rang, suivant sa position par rapport à l'observation : les membres supérieurs à l'observation ont un rang positif et les membres inférieurs à l'observation ont des rangs négatifs. Le nombre total de rangs possible est alors égal au nombre de membres *2 (sachant que les membres peuvent tous être d'un seul côté de l'observation, dans le cas où ils soient tous au-dessus ou au-dessous de l'observation).

A chaque jour de prévision, la MAE est ensuite calculée pour chaque rang, qu'il soit positif ou négatif, en prenant la différence absolue entre l'observation et la valeur du membre associé au rang en question :

$$MAE_{i,rg} = |Qobs_i - Q_{i,rg}| \quad [mm]$$

Équation 19

Où,

$MAE_{i,rg}$: Erreur moyenne absolue pour le rang rg , le jour i

$Qobs_i$: Observation du jour i

$Q_{i,rg}$: Prévision d'un membre pour le jour i , classé au rang rg

Le classement des membres et le calcul des MAE sont répétés pour tous les jours de prévision. On obtient ainsi le MAE moyen sur tous les jours N_i et les rangs pour lesquels une valeur de MAE est mesurée :

$$\overline{MAE}_{rg} = \frac{1}{N_i} \sum_{i=1}^N MAE_{i,rg}$$

Équation 20

Où,

$\overline{MAE}_{rg}$: Erreur moyenne absolue pour le rang rg sur les jours N_i où le rang est occupé

Dans le cas où plusieurs diagrammes de bassins versants différents sont comparés entre eux, il devient nécessaire de normaliser le diagramme afin de permettre la comparaison. Pour cela, le MAE est normalisé par l'écart-type de l'observation (estimée sur la période d'évaluation).

$$MAE_{rg,norm} = \frac{MAE_{rg}}{\sigma_{obs}}$$

Équation 21

Où,

$MAE_{rg,norm}$: MAE normalisé pour le rang rg

σ_{obs} : écart-type des débits observés sur la période d'évaluation

Ce sont ensuite les MAE_{norm} qui sont tracées en histogrammes pour les différents rangs.

La Figure 19 illustre l'exemple d'un diagramme de précision pour un système ayant six membres de prévision pour un jour donné. Les membres qui sous prévoient se trouvent à gauche de l'observation (dégradé de bleu) et les membres qui sur prévoient se trouvent à droite (dégradé de vert). Les membres qui se trouvent près de l'observation sont regroupés autour de la barre du milieu, qui représente l'observation. L'amplitude des histogrammes correspond à la valeur des MAE.

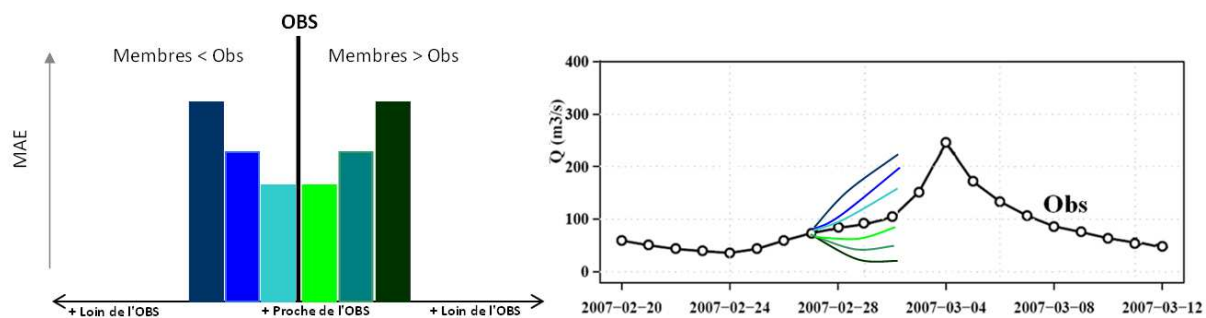


Figure 19 : Illustration du principe du diagramme de précision d'ensemble sur un exemple d'évènement. Les membres de la prévision d'ensemble supérieurs à l'observation sont représentés à droite de la ligne verticale noire qui représente l'observation, et les membres de la prévision d'ensemble inférieurs à l'observation sont à gauche. Chaque barre du diagramme correspond à la MAE entre l'observation et la valeur de prévision correspondante, calculée sur plusieurs jours de prévisions

Dans ce diagramme, la position de l'observation est indiquée (elle se trouve au milieu) et ce sont les moyennes des écarts entre elle et les différents membres qui sous- ou sur-prévoient qui sont mises en valeur. On a ainsi une indication graphique d'une éventuelle tendance du système de prévision à être proche (ou loin) des observations et à avoir des écarts plutôt positifs (membres supérieures à l'observation) ou négatifs (membres inférieures à l'observation).

La Figure 20 montre l'allure d'un diagramme de précision d'ensemble pour un système précis composé de 11 membres. La hauteur des barres correspond au MAE normalisé, les barres du milieu représentent les membres plus proches de l'observation, et les extrémités représentent les membres les plus éloignés. La ligne horizontale rouge à $MAE = 1$ correspond à la valeur de l'écart-type des observations normalisées par elle-même $\sigma_{obs} / \sigma_{obs}$. Cette valeur nous servira par la suite comme une référence sur la valeur des MAE normalisés. On constate que les valeurs de MAE moyen sont faibles (faible hauteur des histogrammes) et sont toujours inférieures à 1. De ce fait, on considère ainsi que le système de prévision présente une bonne précision d'ensemble.

De plus, le système représenté ne présente pas de biais de précision. Les valeurs de MAE moyen sont en effet équivalentes (ou symétriques) de part et d'autre de l'observation. Cette symétrie, si elle est avérée, montre que le système ne présente pas de biais de sous- ou surestimation et que l'observation se trouve bien répartie par rapport aux membres de prévision. Un ensemble fiable et précis sera de la forme d'un U avec les plus petites valeurs des erreurs près de l'observation. En effet, par construction, plus on s'éloigne du trait de l'observation plus loin est le membre. Pour un ensemble fiable, les hauteurs des histogrammes doivent ainsi s'accroître vers les extrémités du graphique.

Dans le cas où le diagramme serait parfaitement plat, cela montrerait que les différences entre l'observation et les membres sont pratiquement les mêmes, ce qui indiquerait une très faible dispersion de l'ensemble (les membres se confondent entre eux et l'ensemble est pratiquement similaire à une prévision déterministe). Au contraire, si le diagramme présente des barres élevées uniquement à gauche ou à droite de l'observation, alors le système présente un biais. Cela indiquerait une tendance soit à surestimer les observations (si les valeurs élevées du diagramme sont à gauche), soit à les sous-estimer (si les valeurs élevées sont à droite de l'observation).

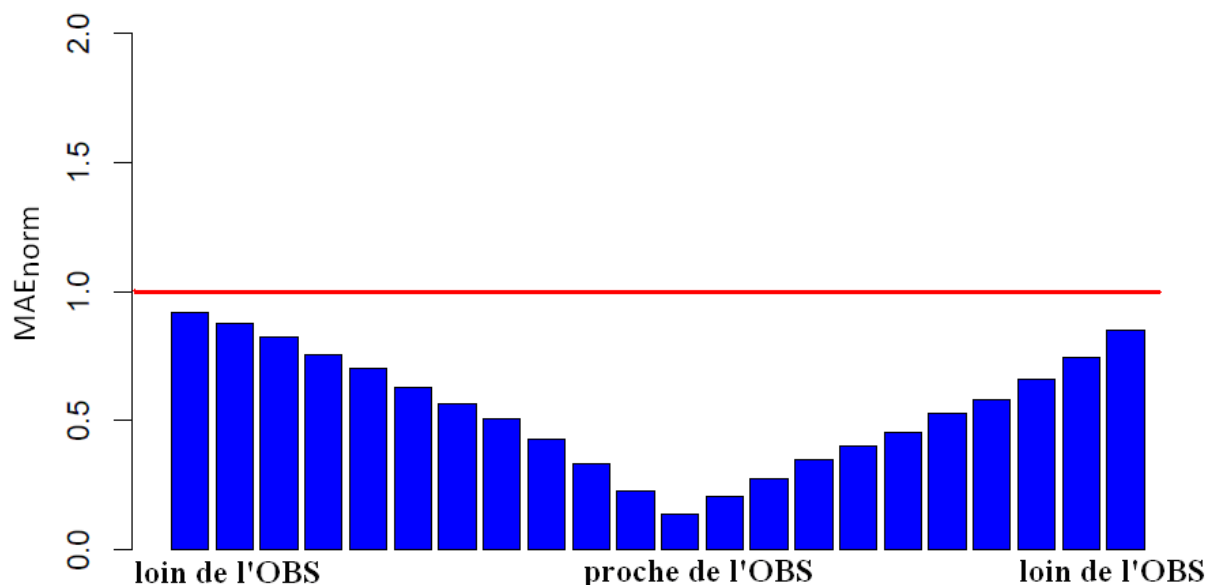


Figure 20 : Allure d'un diagramme de précision de l'ensemble pour un système présentant une bonne précision. En ordonnée : le MAE normalisé.

3-3 Diagnostic de la qualité d'un système de prévision

3-3-1 Fiche diagnostic et représentation des résultats

Dans l'Annexe E nous proposons une fiche récapitulative des critères d'évaluation de la qualité des prévisions d'ensemble que nous utiliserons dans cette étude. Les scores numériques seront calculés par bassin versant et seront présentés graphiquement soit par bassin versant (c'est le cas des diagrammes de fiabilité et de précision d'ensemble, pour lesquels nous essayerons de choisir des cas représentatifs des résultats), soit sous forme de statistiques estimées sur l'ensemble des bassins versants, ceci dans le but de pouvoir donner une vision générale de la performance du système de prévision sous différentes conditions hydrologiques.

Une grande partie de nos résultats sont ainsi présentés sous forme de « boîte à moustaches » (Figure 21). C'est un outil graphique datant de 1977 (Tukey) qui permet de représenter schématiquement la distribution d'une variable. Il est constitué d'un axe en ordonnée avec une échelle numérique, qui correspond au quantile évalué selon le score

représenté. Les quantiles représentés dans les graphiques présentés dans cette étude sont illustrés dans la Figure 21. Ils sont évalués en prenant en compte les valeurs des scores de tous les bassins versants étudiés. Selon cette représentation, la "boîte" contient alors 50% des valeurs du score représenté, tandis que 90% des valeurs se trouvent à l'intérieur des limites des moustaches. De plus, pour rappeler l'orientation des scores et se souvenir rapidement quel serait le score parfait, nous présentons des *smileys*¹² à côté des boîtes à moustaches.

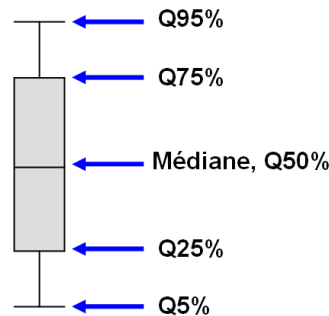


Figure 21 : Représentation des quantiles représentés dans une boîte à moustaches

Des hydrogrammes et des diagrammes des prévisions pour des événements sélectionnés seront également utilisés. Pour visualiser un événement sur un bassin versant donné, une représentation du type « diagramme de dépassement de seuil » a été programmée, avec la présentation des hydrogrammes prévus et observés (Figure 22 et Figure 23). Ce type de représentation est basée sur le diagramme de prévision utilisé par le système d'alerte européen EFAS (Ramos *et al.*, 2007). Ce diagramme indique le nombre de membres qui dépassent un seuil critique sur l'ensemble des échéances de prévision. Les diagrammes sont formés de petits rectangles. Ils présentent en abscisse les échéances de prévision et en ordonnée les jours de prévision. Chaque ligne correspond à une prévision de n échéances (le nombre maximale d'échéances d'une prévision est ainsi indiqué par le nombre de petits rectangles rencontrés par ligne). Le nombre indiqué dans le petit rectangle ou sa couleur indique pour chaque jour de prévision et pour chaque échéance le nombre de membres dépassant un seuil défini.

La Figure 22 présente un exemple de diagramme de prévision, la première ligne représente la prévision pour le 11 et pour les 9 échéances, tous les rectangles sont blancs montrant que pour ce jour, aucun membre n'a prévu le dépassement d'un seuil. Pour la prévision du 21^{ème} jour (11^{ème} ligne), le dépassement de seuil a été prévu pour toutes les échéances, seul le nombre de membres diffère.

¹²Un smiley souriant est présenté du côté des bonnes valeurs des scores et un smiley triste du côté des mauvaises valeurs des scores

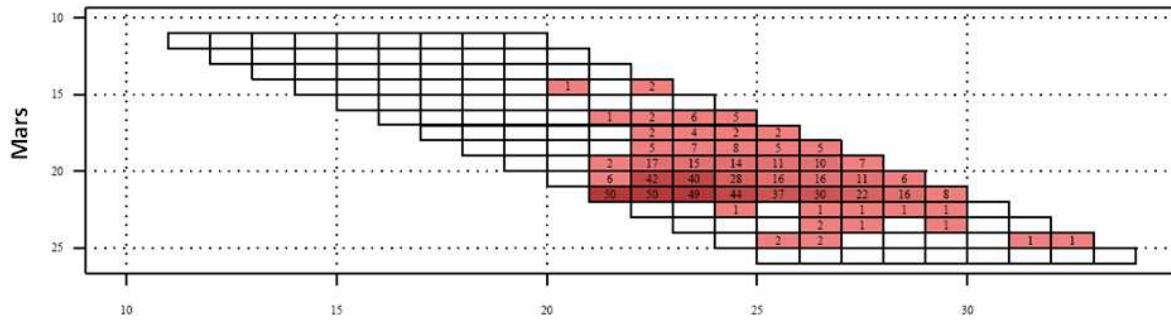


Figure 22: Exemple de diagramme pour une prévision à 9 échéances. En ordonnée : les jours de prévision sont présentés, entre le 11^{ème} et le 25^{ème} jour du mois de mars. En abscisse : chaque ligne correspond à une prévision pour un nombre d'échéance défini. La première ligne est par exemple la prévision pour le 11 et pour les 9 échéances, tous les rectangles sont blancs montrant que pour ce jour, aucun membre n'a prévu le dépassement d'un seuil. Pour la prévision du 21^{ème} jour (11^{ème} ligne), le dépassement de seuil a été prévu pour toutes les échéances, seul le nombre de membres diffère.

Pour le cas de la PEARP utilisée dans cette thèse à deux échéances, chaque ligne du diagramme de prévision possède ainsi deux petits rectangles. La Figure 23 présente un exemple de diagramme de prévision entre le 01 et le 21 d'un mois. Chaque ligne représente les deux échéances de prévision. La ligne du dessous représente ensuite le jour suivant et ainsi de suite jusqu'au 21.

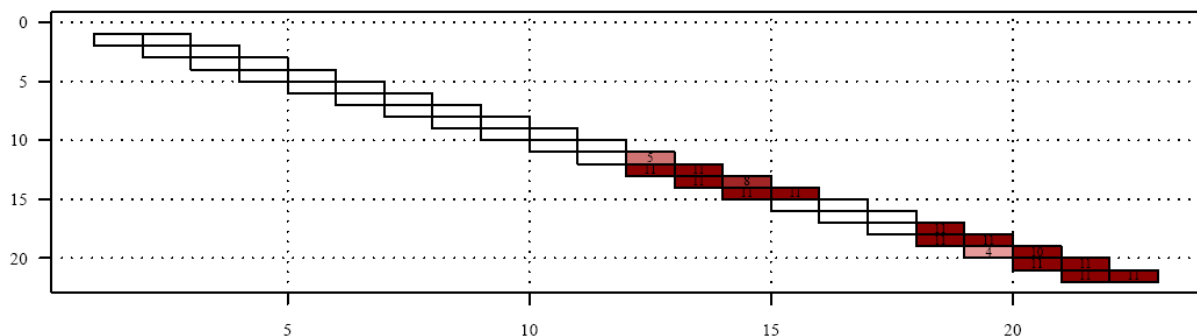
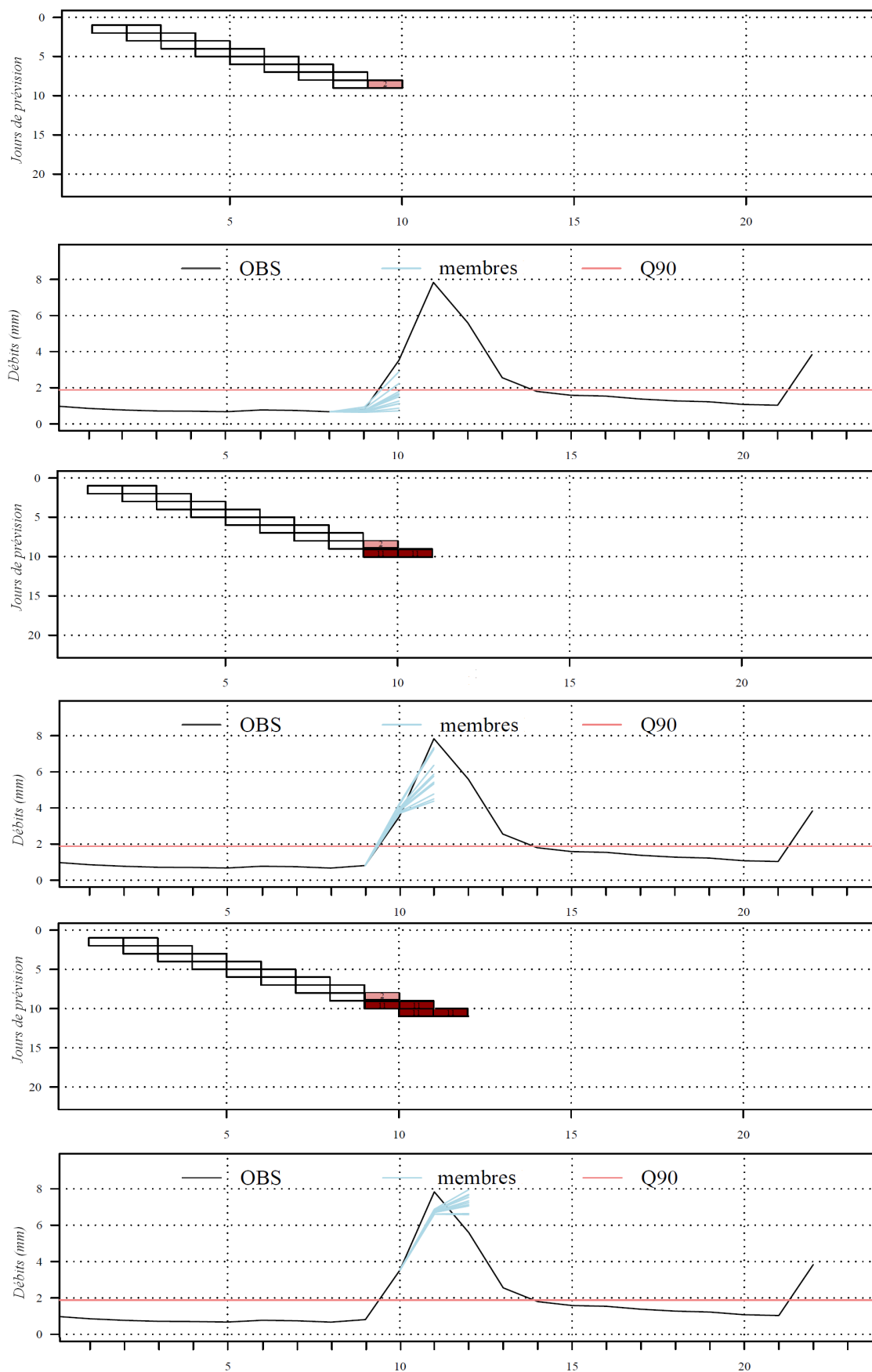


Figure 23 : Forme-type de diagramme pour la prévision PEARP avec 2 jours d'échéances

Pour accompagner les diagrammes, des hydrogrammes sont également présentés. Ils permettent de visualiser le dépassement de seuil considéré par les membres de la prévision d'ensemble. La Figure 24 présente un exemple d'évènement prévu. Pour la première prévision à détecter un dépassement de seuil à la date du 08, 2 sur les 11 membres arrivent à prévoir le dépassement du seuil à 2 jours. A la date du 09, tous les membres prévoient le dépassement du seuil pour les deux échéances. A la date du 10, aucun des membres n'arrive à atteindre le pic de crue. L'ensemble des membres arrive assez bien à prévoir la récession. On note juste pour la prévision du 12 que les membres prévoient un dépassement du seuil pour la deuxième échéance, alors que l'observation est déjà passée en-dessous du seuil. Pour la prévision du 13, 3 membres sur 11 prévoient toujours un débit supérieur au seuil.



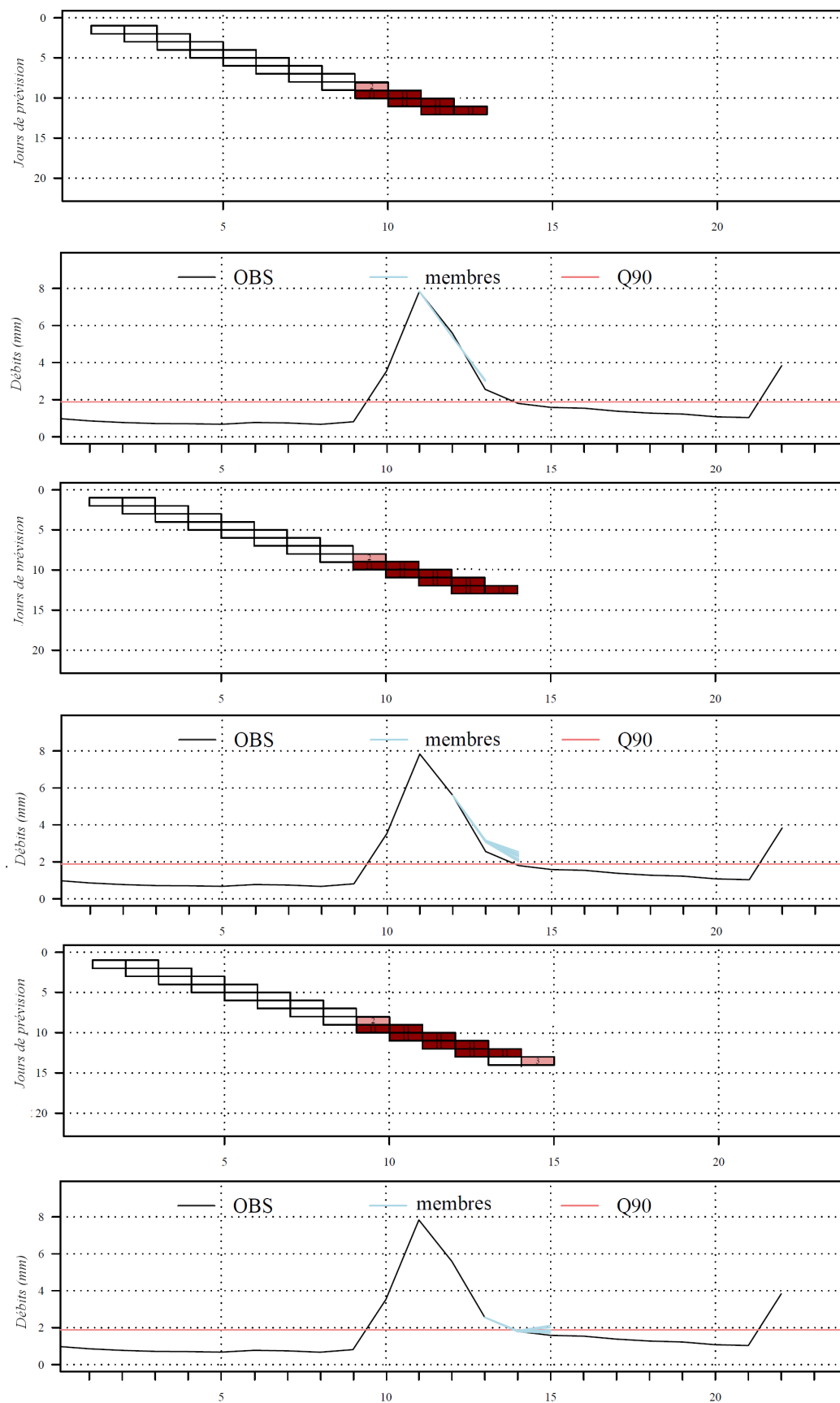


Figure 24 : Diagramme-hydrogramme représentant un exemple d'évènement entre le 10 et le 13 sur un bassin versant quelconque, avec un dépassement du quantile 90

3-3-2 Interprétation des scores graphiques

Dans le but de mieux comprendre la sensibilité des scores graphiques de fiabilité (PIT et diagramme de probabilités cumulées) et de précision (diagramme de précision) face à la variabilité du nombre de membres d'un ensemble et à sa dispersion, une étude a été conduite sur des systèmes de prévision d'ensemble construits artificiellement pour être fiables. Le but est de non seulement comprendre plus aisément les interprétations des scores graphiques en situation "idéale" de fiabilité, mais aussi d'essayer de lier le comportement graphique des mesures de fiabilité à celles de précision.

L'étude d'un système construit pour être fiable permet également de donner des éléments de réponses à la question : est-ce que la fiabilité est améliorée en augmentant uniquement le nombre de membres ? En autres termes, est-ce qu'un système de prévision s'affiche meilleur qu'un autre en fiabilité seulement parce qu'il a plus de membres ?

L'idée générale est de créer une prévision d'ensemble à N membres autour d'une valeur observée et répéter cette procédure plusieurs fois de telle façon à ce que la prévision d'ensemble ainsi créée soit fiable¹³. Pour cela, les observations d'une longue série doivent se positionner uniformément dans la distribution de probabilité de l'ensemble.

Dans notre cas, les observations sont les valeurs des débits journaliers prises sur une période suffisamment longue (ici, nous considérons notre période d'évaluation, de mars 2005 à juillet 2009) et pour un bassin versant quelconque (ici, à titre illustratif, nous avons considéré le bassin versant l'III à Strasbourg de 5248 km²).

La distribution de probabilité choisie a été la log-normale à deux paramètres. Le choix été a porté sur cette loi car il s'agit d'une loi simple, de distribution asymétrique et bornée à gauche en zéro : si une variable aléatoire $Y = \ln(X)$ suit une loi normale $N(\mu, \sigma)$ de paramètres μ (paramètre de position) et σ (paramètre d'échelle), respectivement, espérance $E[Y]$ et variance $\text{Var}[Y]$, alors la variable aléatoire X suit une loi log-normale $LN(\mu, \sigma)$ de densité :

$$f(x; \mu, \sigma) = \frac{e^{-0.5(\ln x - \mu) / \sigma)^2}}{x\sigma\sqrt{2\pi}}$$

Équation 22

On introduit de plus un paramètre D (« dispersion ») qui permet de gérer la dispersion des membres de l'ensemble. Ces membres seront alors simulés sur une loi log-normale de paramètres : position = μ et échelle = $\sigma = D^2 \cdot \text{abs}(\mu)$

¹³ La création d'un système de prévision fiable s'est appuyée sur une partie des travaux du projet bilatéral FAST France-Australie (2010-2012) en prévision probabiliste de crues, mené par les équipes d'hydrologie des centres Irstea à Lyon et à Antony (coordination B. Renard).

Pour chaque jour de prévision, les membres de l'ensemble doivent être créés à partir de l'observation x du jour donné. Pour cela :

- pour chaque observation x , on effectue d'abord un tirage aléatoire d'une loi uniforme d'une valeur entre 0 et 1, qui correspondra à la probabilité $P(x)$ qui sera associée à la valeur de l'observation dans la distribution de probabilité cumulée de l'ensemble ;
- ensuite, on calcule le paramètre de moyenne μ que la distribution de probabilité de l'ensemble doit avoir pour que l'observation x ait une probabilité cumulée égale à $P(x)$.

On cherche donc la valeur de μ telle que $Pr(X \leq x) = P(x)$, où X suit une loi log-normale de paramètres : position = μ et échelle = $D^2 \times \mu$

En remarquant que la variable $Z = \frac{\log(X) - \mu}{D^2 \times \mu}$ suit alors une loi normale centrée-réduite, on peut écrire :

$$\begin{aligned}
 Pr(X \leq x) &= p \\
 Pr\left(Z = \frac{\log(X) - \mu}{D^2 \times \mu}\right) &= p \\
 \frac{\log(X) - \mu}{D^2 \times \mu} &= qp \\
 \log(X) - \mu &= qp \times D^2 \times \mu \\
 \mu &= \frac{\log(X)}{1 + D^2 \times qp}
 \end{aligned}$$

Équation 23

Avec qp : fonction quantile de la loi normale

- la génération des membres se fait ensuite à partir d'un tirage de N valeurs de la loi log-normale de moyenne μ et écart-type $\sigma = D^2 \times |\mu|$
- on répète ainsi l'opération pour tous les jours de prévisions et selon le nombre de membres voulus, de sorte que les valeurs de p (entre 0 et 1) tirées représentent bien une loi uniforme, et afin que la prévision d'ensemble représente bien l'incertitude autour de l'observation. Les deux distributions (des prévisions et des observations) sont donc parfaitement concordantes (ce qui est la définition d'un système fiable). Pour cela, il est nécessaire de répéter plusieurs fois le tirage dans la loi log-normale (un nombre suffisant de jours) pour pouvoir tirer suffisamment de p différents et balayer toute la distribution de valeurs (0,1).

- **Analyse de sensibilité aux paramètres du modèle " fiable "**

Après avoir mis en place la méthode de construction de l'ensemble, nous avons étudié l'impact de la variation du paramètre D (dispersion) et du nombre de membres utilisés dans la méthode car ce sont les seuls variables qui peuvent être ajustées dans notre construction.

Pour cela, nous construisons plusieurs ensembles avec différents nombres de membres et de dispersion. Les Figure 25 et Figure 26 représentent, respectivement, le diagramme de probabilité cumulée, le diagramme de PIT, et le diagramme de précision de l'ensemble pour un nombre de membres variant de, 10, 30, 80 et 100 et une dispersion représentant un coefficient de variation de 0.1, 0.2, 0.3 et 0.5. Chaque ligne correspond ainsi à une valeur dispersion fixe pour différents nombres de membres. Chaque colonne représente un même nombre de membres pour des dispersions différentes. Pour les entêtes de chaque diagramme de probabilité cumulée présente : le nom du diagramme "Diagram", le nombre de membres considérés et la valeur de la dispersion. Il en est de même pour le PIT (Figure 25) où chaque entête indique le nom "PIT", et pour le diagramme de précision d'ensemble "Prec" (Figure 26). Pour ce dernier, les MAE normalisés sont représentés en ordonnée.

On constate que pour une certaine valeur de la dispersion D, les ensembles sont parfaitement fiables (dans le cas présenté, le coefficient de variation = 0.1). Il faut noter que la valeur cette dispersion permettant d'obtenir cette fiabilité, varie selon chaque bassin versant et dépend des μ , σ des observations du bassin. Lorsque le système considéré est fiable, on note également que le diagramme de précision de l'ensemble est symétrique.

Nous constatons aussi que l'augmentation du nombre de membres n'influe pas sur la fiabilité (en regardant les évolutions des scores de gauche à droite, Figure 25). La précision est cependant dégradée (Figure 26) : les valeurs des MAE normalisés en ordonnée augmentent quand le nombre de membres considérés est supérieur à 80, lorsque le système est considéré fiable. Par conséquent, un système de prévision fiable peut contenir uniquement 10 ou 30 membres. L'essentiel est de bien couvrir la fréquence des observations. De plus, le système fiable peu dispersé sera meilleur en termes de précision, cet aspect est illustré par le diagramme de précision d'ensemble.

- **Conclusion sur le système fiable**

Le système exploité ci-dessus est par construction, fiable. Il nous a permis de visualiser les allures des scores graphiques en situation idéale. Il nous permet aussi d'étudier d'une part (i) comment évoluent les scores graphiques selon les performances des différents systèmes de prévision et d'autre part (ii) comment distinguer les impacts de l'augmentation du nombre de membres et de la dispersion sur les performances d'un système de prévision.

Les principales conclusions de cette étude de prévisions parfaitement fiables peuvent être résumées en quelques points :

- un système fiable reste fiable quel que soit le nombre de membres ;
- pour améliorer la fiabilité, il ne suffit pas d'augmenter le nombre de membres ;
- l'augmentation de la dispersion nuit aussi bien à la fiabilité qu'à la précision.

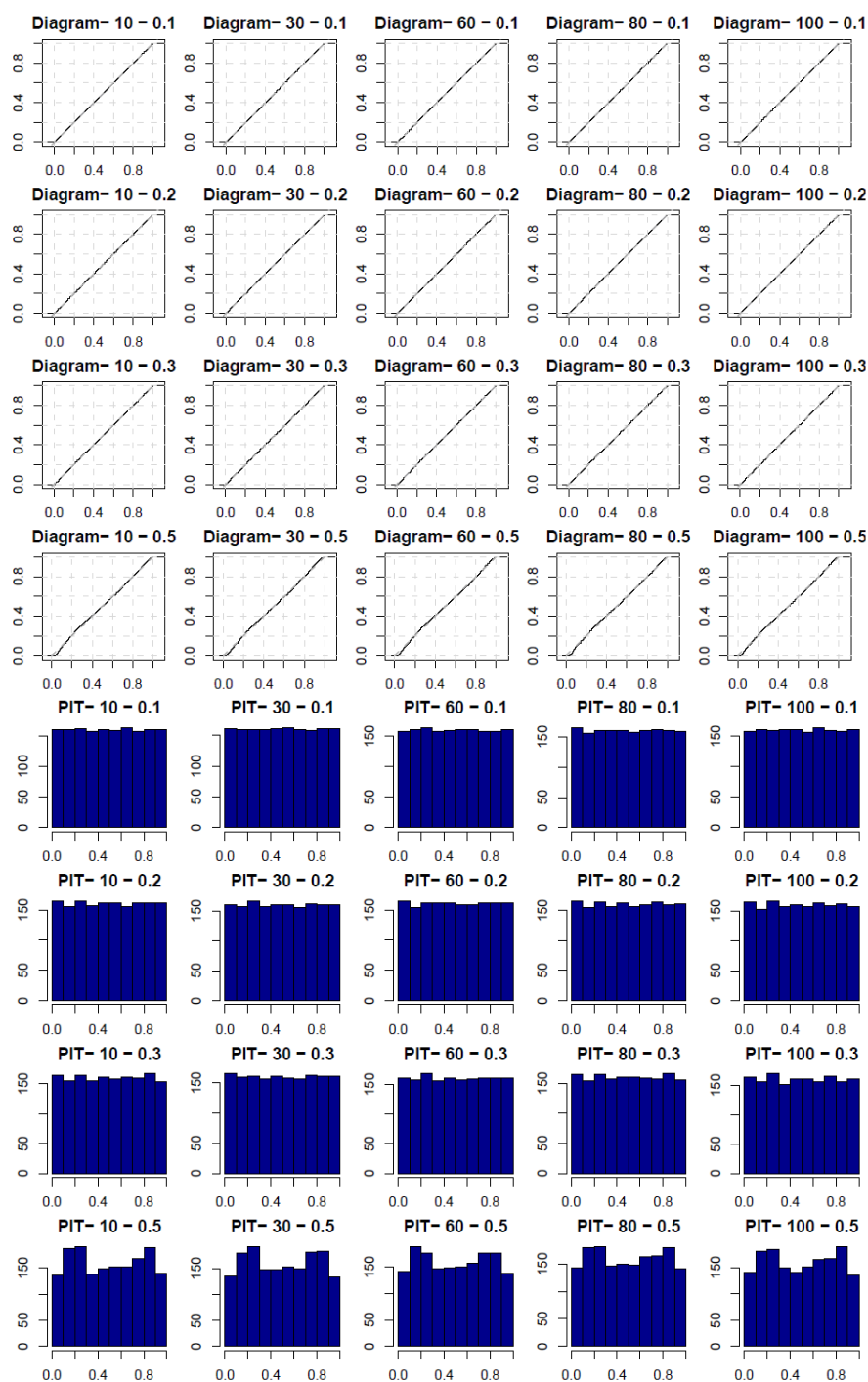


Figure 25 : Diagramme de probabilité cumulée et diagramme de PIT du système de prévision parfaitement fiable, construit avec les observations du bassin versant l'Ill à Strasbourg (5248 km²). Chaque graphe situé sur la même ligne correspond à une valeur de coefficient de variation fixe (0.1, 0.2, 0.3, 0.5) pour différents nombres de membres. Chaque graphe situé sur une colonne représente les scores du système pour un même nombre de membres (10, 30, 60, 80, 100) mais avec des coefficients de variations différents.

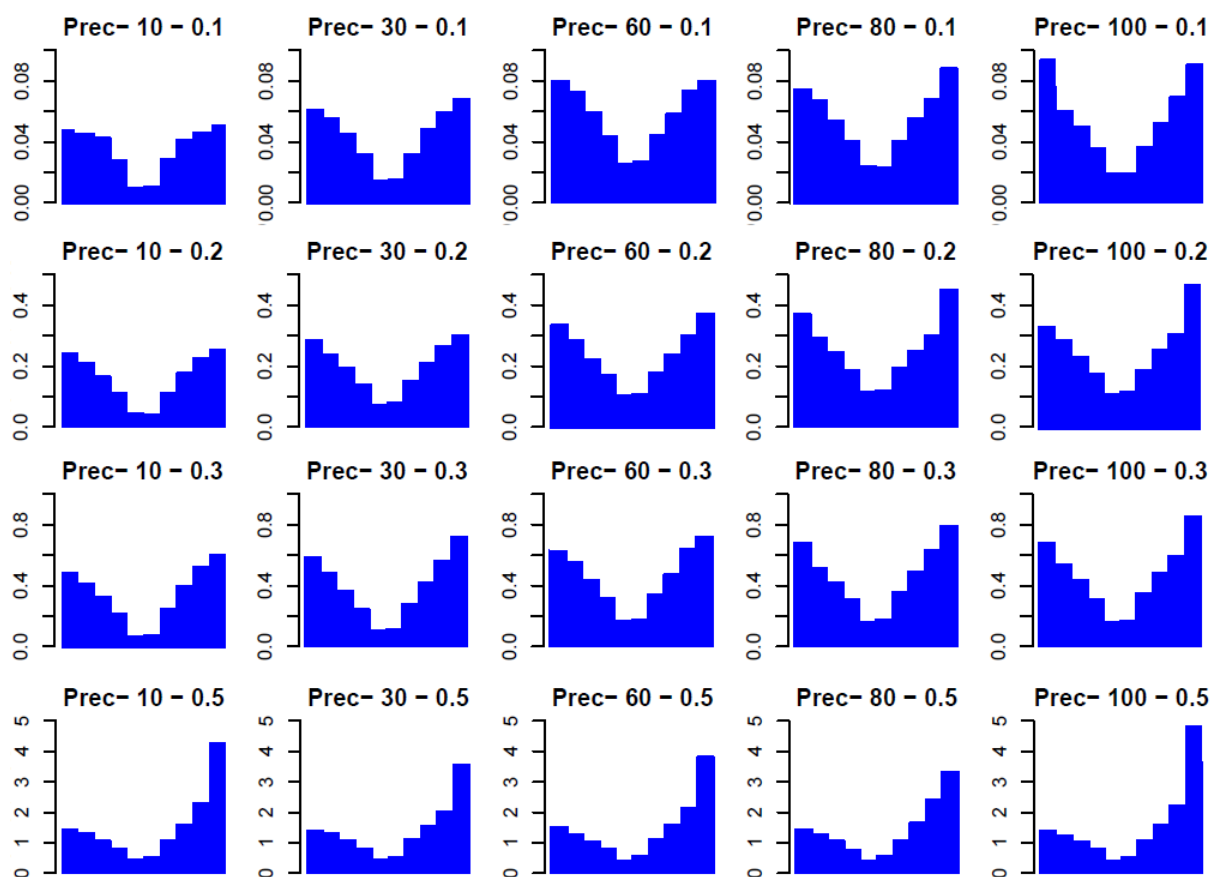


Figure 26 : Diagramme de précision d'ensemble du système de prévision parfaitement fiable, construit avec les observations du bassin versant l'Ill à Strasbourg (5248 km²). Chaque graphe situé sur la même ligne correspond à une valeur de coefficient de variation fixe (0.1, 0.2, 0.3, 0.5) pour différents nombres de membres. Chaque graphe situé sur une colonne représente les scores du système pour un même nombre de membres (10, 30, 60, 80, 100) mais avec des coefficients de variations différents.

3-4 Conclusion

Une grande partie de ce chapitre a permis de poser les bases de l'évaluation de la qualité d'une prévision d'ensemble. Il est difficile d'évaluer ce type de prévision car elle se présente sous-forme d'une distribution et non pas d'une valeur unique à confronter à l'observation. Plusieurs mesures existent dans la littérature pour évaluer la qualité, mais le choix des critères est conditionné par les qualités que l'on recherche pour le système de prévision. Pour notre part, nous nous focaliserons sur les aspects **fiabilité**, **précision de l'ensemble** (regroupant les qualités **précision** et **finesse**) et **compétence**. Nous mettons en accent ces attributs en calculant des scores de visualisation graphique (diagramme de PIT et diagramme de précision d'ensemble), en plus des scores numériques.

En effet, nous voulons avant tout que le système de prévision soit **fiable** (cohérence entre les probabilités de prévision et les fréquences réelles observées), **précis** (bonne correspondance moyenne entre chaque prévision individuelle et l'événement à prévoir). Dans les futurs tests, si la fiabilité n'est pas assurée, on aura pour objectif de maximiser la précision, en termes de moyenne des membres, mais également pour chacun des membres qui composent la prévision.

L'étude d'un système construit de sorte qu'il soit fiable a permis de conclure sur le fait qu'un système fiable reste fiable quel que soit le nombre de membres. C'est l'attribut précision qui peut néanmoins être dégradé. Ainsi, l'augmentation seule du nombre de membres n'implique pas une amélioration artificielle de la fiabilité.

Ce chapitre nous a également permis de décrire les différents critères permettant d'évaluer un système de prévision et d'établir une fiche de diagnostic que nous utiliserons tout au long de notre étude. Par définition même des scores, il est apparu que les scores probabilistes ne sont pas adaptés à la prévision avec un scénario unique. Par contre, le score permettant de réduire l'ensemble à sa moyenne, c'est-à-dire le NRMSE, peut être appliqué à ce cas de figure. De plus, quand on considère le seul membre d'une prévision déterministe comme représentatif de la totalité des membres, alors le score CSI peut aussi être appliqué. Ainsi dans la suite de cette thèse, lorsque les prévisions sont déterministes (à scénario unique), seuls les scores RMSE et CSI sont appliqués. Pour les prévisions d'ensemble, tous les scores numériques et graphiques sont présentés et interprétés.

Nous avons également introduit dans ce chapitre les scores de compétence, qui comparent un système de prévision à une référence. Dans les futurs tests réalisés, cette référence varie selon les cas. Quand nous ferons appel à la climatologie, celle-ci sera une climatologie d'ensemble à long terme, c'est-à-dire qu'elle est composée de plusieurs membres, constitués chacun par les observations repérées sur la même date de la prévision au long des années antérieures. Le nombre d'années passées considérées est pris suffisamment long (plus de 30 ans) afin de bien représenter la climatologie véritable du bassin versant.

Chapitre 4 : Evaluation de la prévision : référence en situation jaugée

4-1 Introduction

Après avoir énuméré les différentes mesures de performance des prévisions d'ensemble, ce chapitre a pour objectif de présenter une première image de la qualité des systèmes des prévisions dans le cas de la situation de référence. Les 211 bassins versants de contrôle sont traités comme des bassins versants jaugés, et les prévisions qui peuvent y être réalisées sont évaluées. Cette démarche scientifique est indispensable avant de démarrer les développements de stratégies de prévision en situation non jaugée.

Avant d'évaluer les prévisions de débits, nous nous intéressons à connaître la qualité tout d'abord des entrées du modèle de prévision hydrologique. Nous évaluons ici la prévision d'ensemble de pluie PEARP sur la plus longue archive en possession, c'est-à-dire, entre le 10 mars 2005 et le 31 juillet 2009. Durant cette évaluation, nous prenons en compte tous les jours de la période (et donc les jours de pluies prévue et/ou observée nulles).

Les prévisions PEARP ont déjà fait l'objet d'études de performance : notamment, les travaux de Thirel *et al.* (2008). Dans leur étude, deux systèmes de prévision d'ensemble de pluie sont comparés : la PEARP et les prévisions d'ensembles du CEPMMT. L'évaluation des champs de pluie a montré que tous les scores étaient meilleurs pour la PEARP. Les auteurs ont également montré une plus faible dispersion de la PEARP pour les deux échéances de prévision du système PEARP, ainsi que l'absence de biais saisonnier dans les scores. L'évaluation de la PEARP dans l'étude de Thirel *et al.* (2008), a été réalisée d'un point de vue météorologique distribué, c'est-à-dire, une évaluation par point de grille. Dans notre évaluation, la PEARP est évaluée à l'échelle du bassin versant : la lame d'eau prévue est comparée avec la lame d'eau mesurée à l'exutoire du bassin versant considéré. Ceci confère un aspect nouveau à l'évaluation de la PEARP ici présentée.

Dans cette thèse, l'objectif principal n'est pas d'évaluer la PEARP pour corriger ses biais éventuels. Cependant il est nécessaire de se poser les questions suivantes :

- **La qualité de la PEARP est-elle acceptable ?** Puisque les données de pluie sont les principales données d'entrée du modèle hydrologique, il est important de s'assurer que ces données sont appropriées. De plus, dans les bassins versants non jaugés, ce sont les seules informations disponibles localement pour le système de prévision.
- **La PEARP a-t-elle une qualité au moins supérieure à une prévision naïve, ici la climatologie ?** Si la qualité de la PEARP s'avère inférieure à la climatologie, alors elle serait inutilisable en prévision.

4-2 Evaluation des entrées : la prévision de pluie PEARP

La Figure 28 présente les NRMSE (gauche), ainsi que les écart-types normalisés (droite) pour les deux échéances de prévisions (24 h et 48 h). La Figure 27 présente la carte de France avec les valeurs des NRMSE pour chaque bassin versant. On observe que ces critères de performance se dégradent légèrement avec l'échéance. Les bassins où les erreurs sont les plus faibles sont sur la Seine et sur le quart nord-est de la France. Les erreurs les plus élevées sont dans les bassins situés dans le sud de la France.

Les RMSE dans tous les bassins sont supérieurs à 3.5 mm (en moyenne sur toute la période) tandis que la pluie moyenne observée est de 2.7 mm/jour. Ces erreurs sont relativement faibles mais sont présentes (les mêmes ordres de grandeurs ont été retrouvés dans des études antérieures portant sur la qualité de la PEARP : Thirel *et al.*, 2008 et Randrianasolo, 2009, Randrianasolo *et al.*, 2010). Il faut noter que la PEARP utilisée dans cette thèse subit préalablement un post-traitement réalisé à Météo-France¹⁴ (Thirel, 2010).

Afin de pouvoir évaluer la dispersion des membres de la PEARP, nous avons calculé les écart-types normalisés des 11 membres (Figure 28, droite). Les résultats ont montré des valeurs très faibles, variant entre 0.20 et 0.35 pour l'échéance 1 en moyenne sur tous les bassins. A la 2^{ème} échéance, la dispersion augmente et les valeurs varient entre 0.40 et 0.61. Malgré cette légère hausse de la dispersion à l'échéance 48h, la PEARP reste très peu dispersée si on considère que la dispersion doit au moins être du même ordre de grandeur que les RMSE (Thirel *et al.*, 2010).

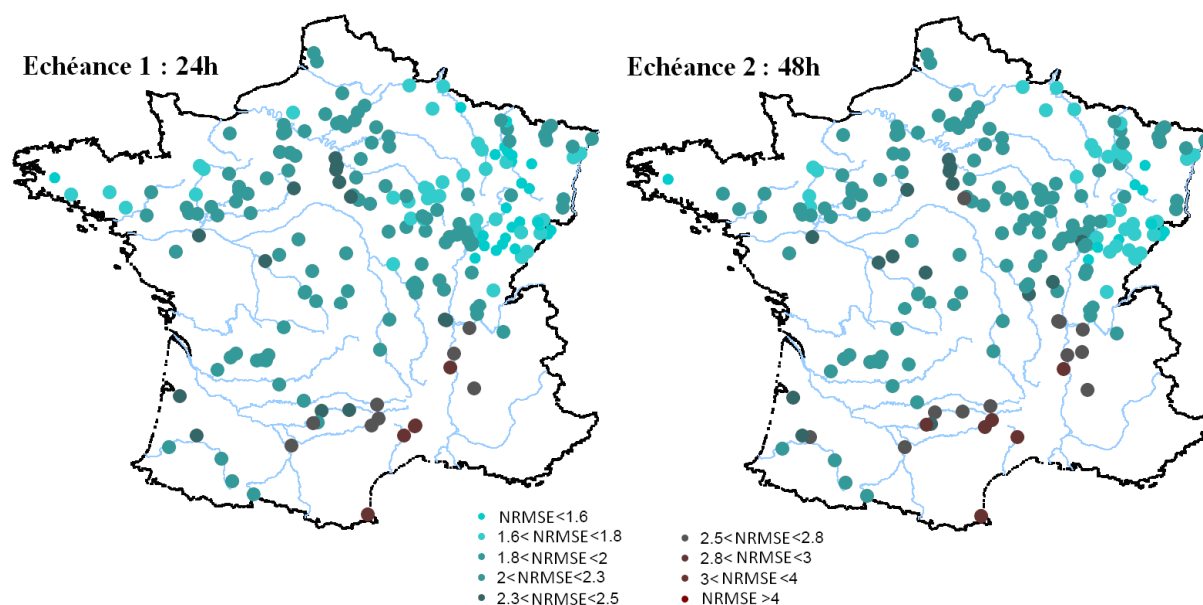


Figure 27 : NRMSE pour chacun des 211 bassins versants aux deux échéances de prévision : 24 heures (gauche), à gauche et 48 heures (droite).

¹⁴ Les précipitations directement issues de la PEARP sont comparées aux pluies SAFRAN sur une période d'un an (11 Mars 2005 à 10 Mars 2006). Cette comparaison a permis d'établir un débiaisage maille par maille des précipitations PEARP, appliquée ensuite à chacun des membres. La validation sur une période allant du 11 Mars 2006 au 30 Septembre 2006 a montré une bonne concordance des quantités cumulées de précipitations, à la fois en moyenne, spatialement, et pour les 2 jours de l'échéance.

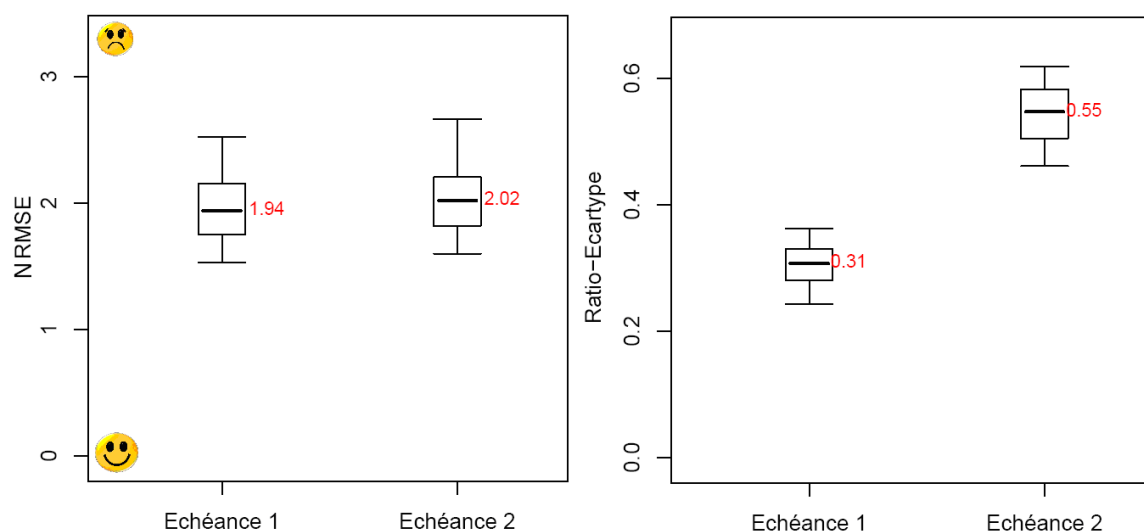


Figure 28 : NRMSE et $N\sigma$ de la PEARP pour les deux échéances de prévisions (24 h et 48 h).

La Figure 29 présente le Brier score pour le dépassement du quantile 90 et du RPS comparé à la climatologie "à long terme" pour les 211 bassins versants. Les scores sont légèrement meilleurs pour la deuxième échéance de 48h, ce qui est probablement dû à l'augmentation de la dispersion, entraînant une amélioration de la fiabilité des prévisions. De plus, les valeurs sur tous les bassins versants, sont toujours positives. Ceci montre que pour notre cas d'étude, la PEARP est plus performante qu'une prévision naïve basée sur la climatologie. Ceci est vrai aussi bien par rapport au dépassement d'un seuil de pluie élevé (score BS) qu'en se focalisant sur toute la distribution prédictive (score RPS).

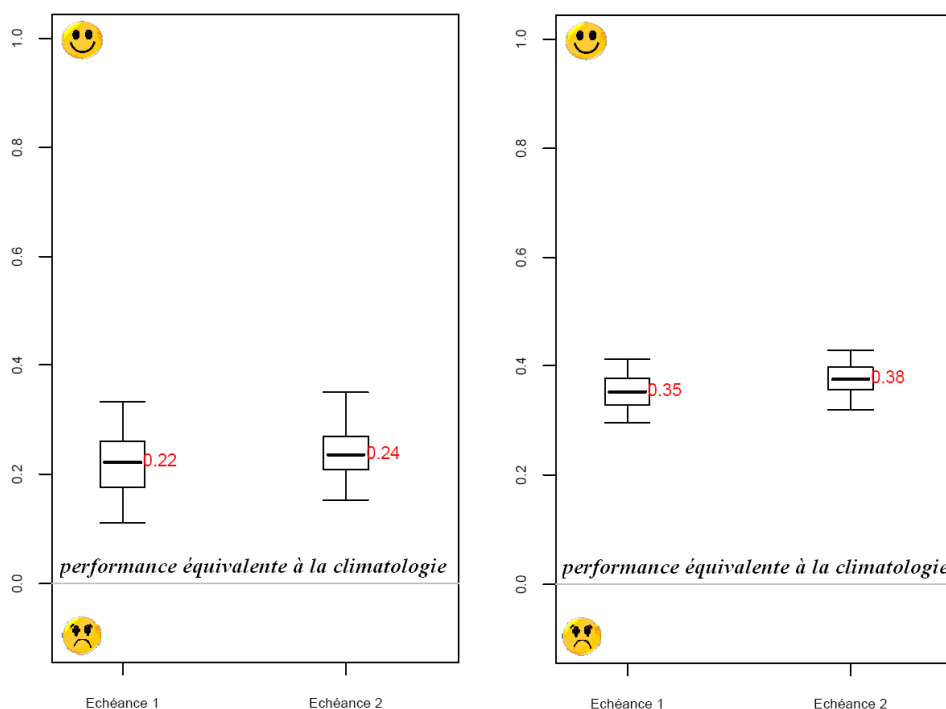


Figure 29 : Scores de performance comparée de la prévision de pluie PEARP : BSS 90 et RPSS. La référence est la climatologie

La Figure 30 montre un exemple de diagramme de PIT et de précision de l'ensemble à l'échéance 48h. On montre alors ici que :

- les diagrammes de PIT ont une forme de U très marquée montrant que la prévision d'ensemble PEARP ne présente pas une bonne fiabilité. Ceci reflète également la sous-dispersion de ses membres ;
- le diagramme de précision montre en général des faibles valeurs normalisées de MAE (globalement inférieures à 1), montrant que la PEARP est relativement précise. Cependant, le manque de dispersion est visible dans la hauteur des barres qui ne décroissent pas rapidement vers le centre. Pour l'exemple de la Figure 30, on constate aussi un problème d'asymétrie à droite, représentant une tendance à avoir un membre très éloigné de l'observation en surestimation.

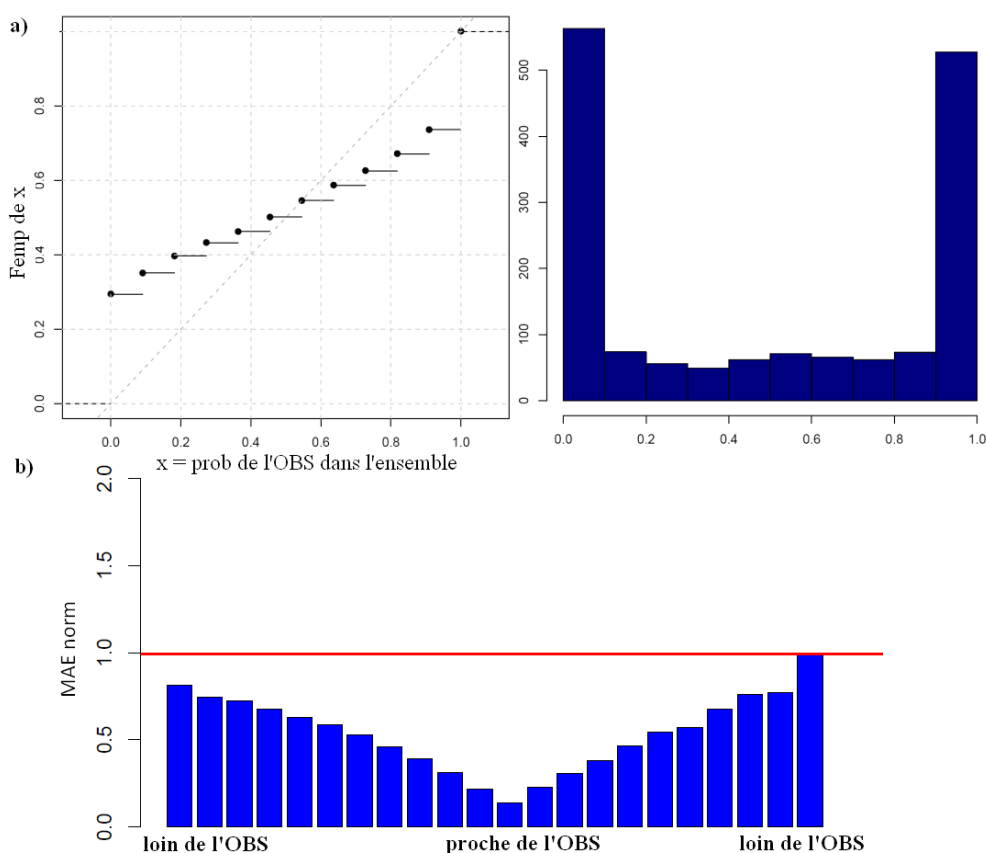


Figure 30 : a) Diagrammes de PIT et b) diagramme de précision de l'ensemble des prévisions de pluies de la PEARP pour le bassin l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1225 km²) pour l'échéance 48h

Malgré la faible fiabilité (notamment pour les probabilités de l'extrême) de la PEARP, on constate que la prévision PEARP présente des membres proches de l'observation.

Les performances se dégradent très légèrement entre les échéances 24h et 48h, mais les différences sont faibles. Nous choisirons, dans la suite du rapport, de ne présenter principalement que les performances à 48h dans les nombreux résultats (c'est à cette échéance également que la dispersion est améliorée).

4-3 Evaluation des sorties : performance des prévisions de débit des modèles GR

Les prévisions hydrologiques ont été évaluées sur la même période pour laquelle on dispose de la prévision de pluie PEARP : entre mars 2005 et juillet 2009. Les prévisions d'ensemble hydrologiques sont issues des modèles hydrologiques GR, ayant comme entrée les prévisions d'ensemble météorologiques PEARP.

4-3-1 Performance des prévisions de débits sur toute la période d'évaluation

L'objectif est d'évaluer le système de prévision de référence, celui où les bassins versants sont jaugés. Les modèles hydrologiques GRP et GR4J sont donc calés à partir des données disponibles sur chaque bassin versant. Pour le modèle GRP deux options sont traitées : celle pour laquelle le modèle a été conçu, où le réservoir de routage du modèle est mis à jour avec les débits mesurés *in situ*, et celle où le modèle fonctionne en mode dégradé, sans procédure de mise à jour.

Pour bien séparer les erreurs de la prévision de débits dues aux erreurs de la prévision de pluies de ceux dues à la modélisation hydrologique, nous présentons les performances des prévisions hydrologiques en utilisant en entrée aux modèles deux jeux de pluies futures :

- la pluie observée *a posteriori*, et
- la pluie d'ensemble PEARP avec ses 11 scénarios.

La Figure 31 présente les scores numériques pour le modèle GRP avec et sans mise à jour et GR4J avec en entrée la pluie observée. La Figure 32 présente les mêmes scores numériques avec les prévisions d'ensemble de pluie.

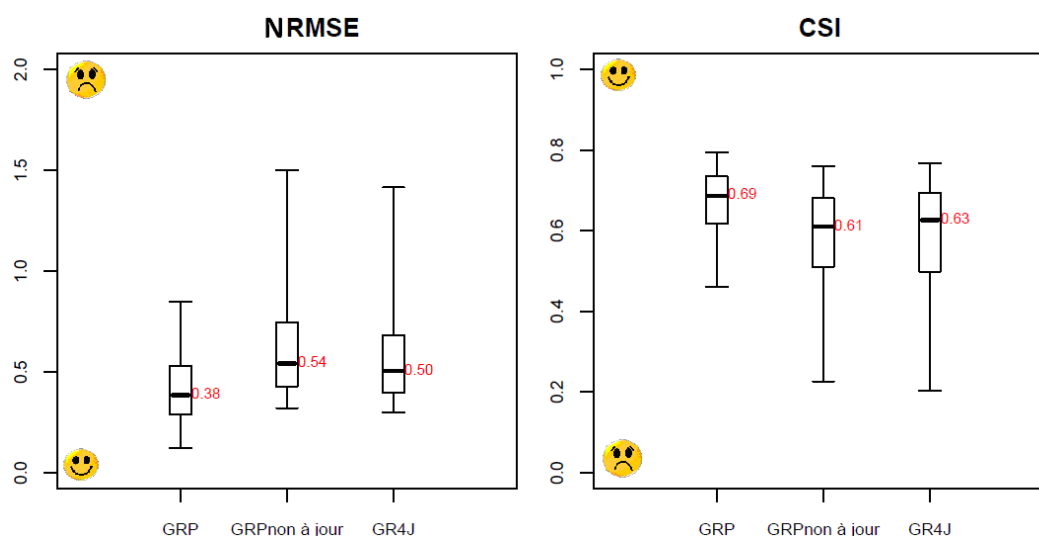


Figure 31 : NRMSE et CSI des 211 bassins en situation de référence jaugée, les pluies en entrée sont : pluie observée PO. Les situations présentées sont : le modèle GRP avec et sans mise à jour et le modèle GR4J. Les scores sont présentés à l'échéance 48h

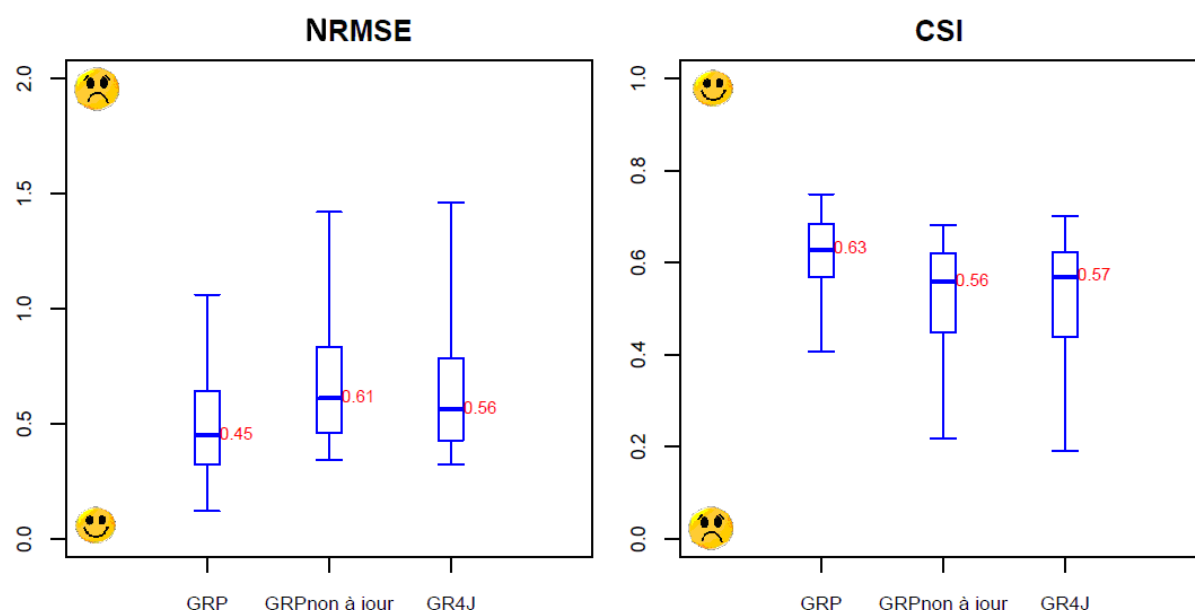


Figure 32 : NRMSE et CSI des 211 bassins en situation de référence jaugée, les pluies en entrée sont : prévisions d'ensemble PEARP. Les situations présentées sont : le modèle GRP avec et sans mise à jour et le modèle GR4J. Les scores sont présentés à l'échéance 48h

Les Figure 31 et Figure 32 permettent les conclusions suivantes :

- Les valeurs des NRMSE des débits issus du modèle hydrologique (Figure 32) sont plus faibles que celles de la pluie (Figure 28) quel que soit le modèle utilisé.
- Les performances des débits prévus modélisés à partir de la pluie observée (Figure 31) surpassent logiquement celles des débits prévus à partir des prévisions de pluie PEARP (Figure 32) quand on regarde les scores déterministes (NRMSE et CSI).
- Les scores obtenus en utilisant le modèle GRP avec mise à jour (assimilation des derniers débits observés *in situ*) sont meilleures que ceux du modèle sans mise à jour et GR4J, et ce pour les deux entrées de pluie. Ceci montre la nécessité de considérer la procédure de mise à jour lorsque le modèle GRP est utilisé. Nous garderons cela en tête dans la suite des travaux : en situation non jaugée (sans débit observé *in situ*), où chercher l'information de débit pour la mise à jour pour que le modèle GRP soit utilisé pour avoir un maximum de performance ?
- Les différences de performance entre les modèles GRP sans mis à jour et GR4J sont très proches avec une légère supériorité de GR4J. On retrouve ainsi les résultats montrés par les travaux de Tangara (2005) et de Berthet (2010) montrant que les simulations de GR4J sont légèrement plus performantes, comparées à GRP sans mise à jour.

La Figure 33 présente les scores de performance comparés, la référence utilisée est la climatologie. Les boîtes à moustaches montrent que le système de prévision est meilleur que la climatologie lorsque le modèle est mis à jour. Pour les modèles sans mise à jour, plus de

75% des bassins surpassent la climatologie, mais il reste cependant des bassins dont les prévisions sont nettement moins performantes que la climatologie.

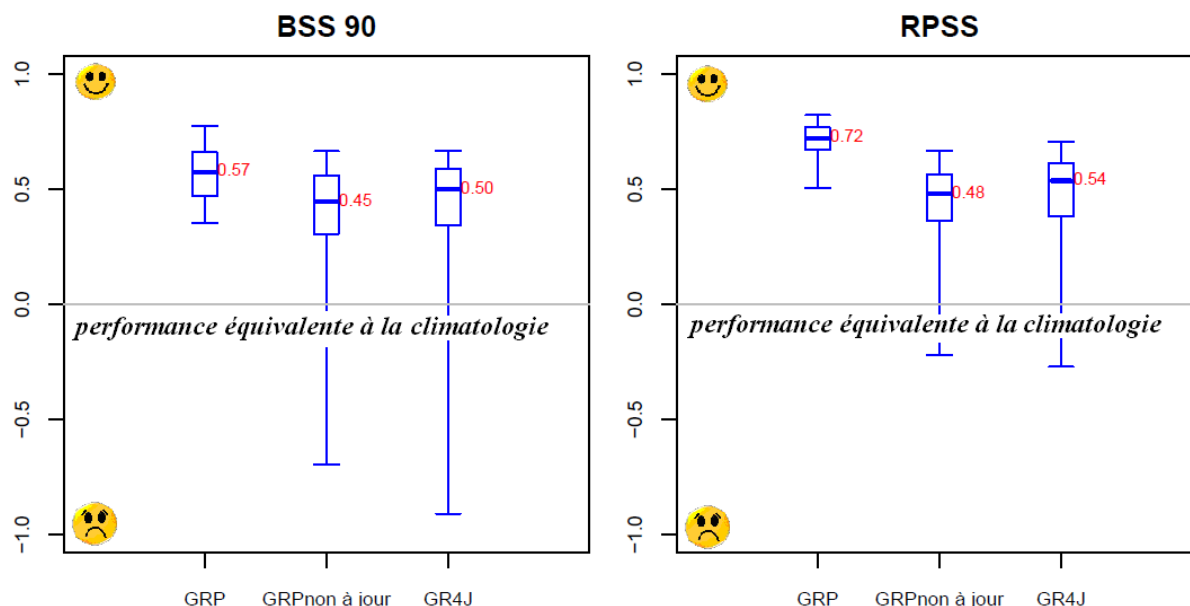


Figure 33 : Scores de performances comparées des 211 bassins en situation de référence, les pluies en entrée sont les prévisions d'ensemble PEARP. Les situations présentées sont : le modèle GRP avec et sans mise à jour et le modèle GR4J. Les scores présentés sont le BSS 90 et le RPSS pour l'échéance 48h. La référence est la climatologie

4-3-2 Fiabilité et précision des prévisions de débits

On cherche également à évaluer la fiabilité de la prévision d'ensemble du cas de la référence (où bassins sont jaugés) avec en entrée les prévisions de pluie PEARP. Ainsi, dans les Figure 34 et Figure 35, nous visualisons le diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée d'un bassin versant, ainsi que le diagramme de précision, pour les cas des prévisions de débits issus de GRP avec mise à jour, basées sur la prévision d'ensemble PEARP. Les deux échéances sont présentées. Les cas présentés sont ceux des bassins : l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1225 km²) et Le Doubs à Besançon (4658 km²). Ils sont représentatifs de l'ensemble de bassins versants de notre base de données. Les Figure 36 et Figure 37 présentent les mêmes cas mais en sortie du modèle GR4J.

L'allure des diagrammes de PIT montrent que les débits issus de la PEARP sont peu fiables à cause notamment de sa sous-dispersion. La fiabilité est plus mauvaise à la première échéance et s'améliore très légèrement ensuite. Ces résultats sont valables aussi bien pour les débits modélisés avec GRP avec mise à jour, qu'avec GR4J.

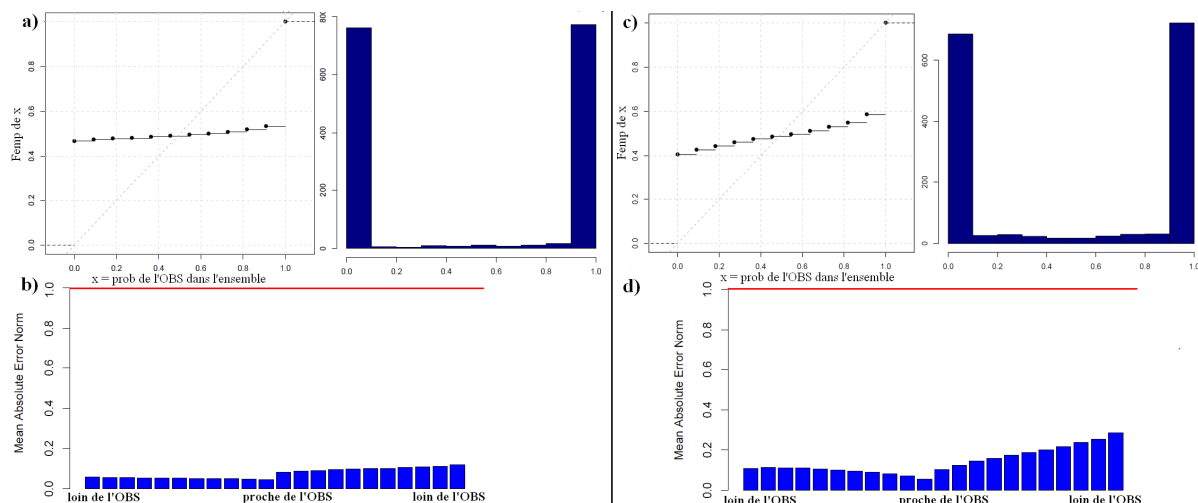


Figure 34 : a) c) Diagrammes de PIT et b) d) diagrammes de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1225 km²). L'échéance 24h est présenté à gauche (a et b), et l'échéance 48h est à droite (c et d)

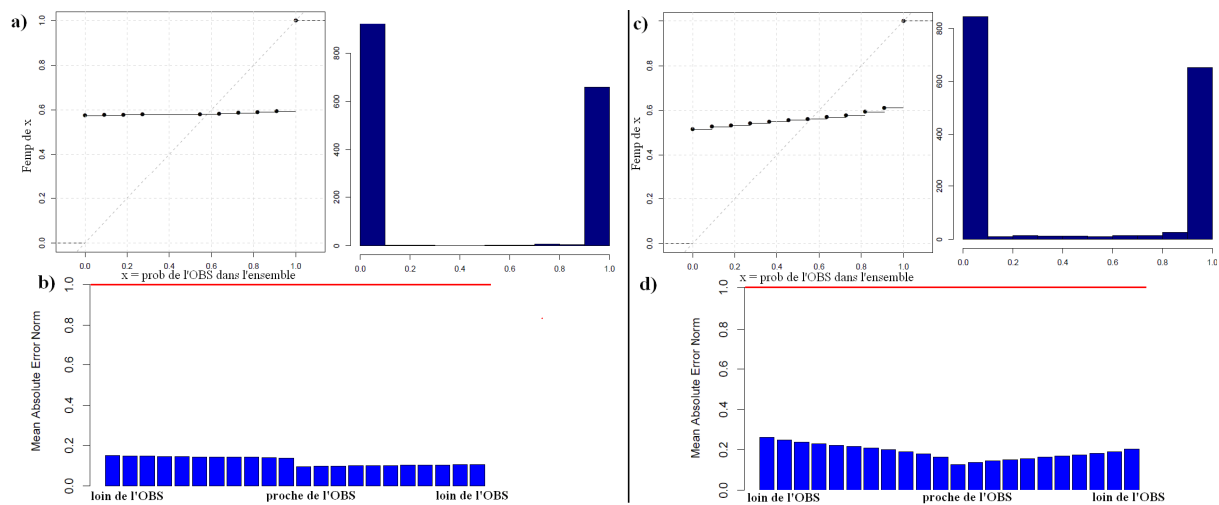


Figure 35 : a) c) Diagrammes de PIT et b) d) diagrammes de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin le Doubs à Besançon (4658 km²). L'échéance 24h est présenté à gauche (a et b), et l'échéance 48h est à droite (c et d)

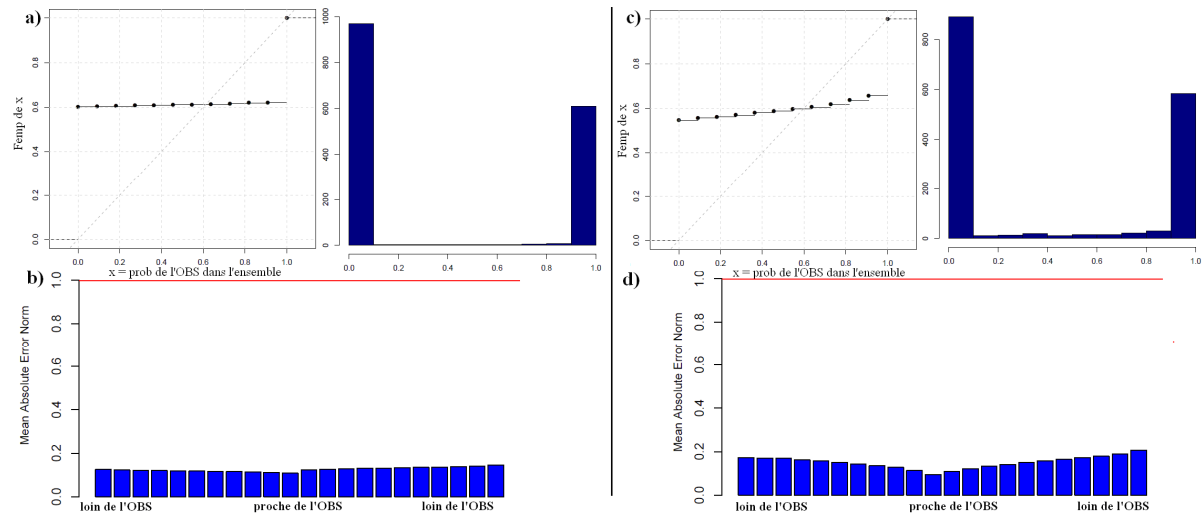


Figure 36 : a) c) Diagrammes de PIT et b) d) diagrammes de précision d'ensemble des débits de GR4J pour le bassin l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1225 km²). L'échéance 24h est présenté à gauche (a et b), et l'échéance 48h est à droite (c et d)

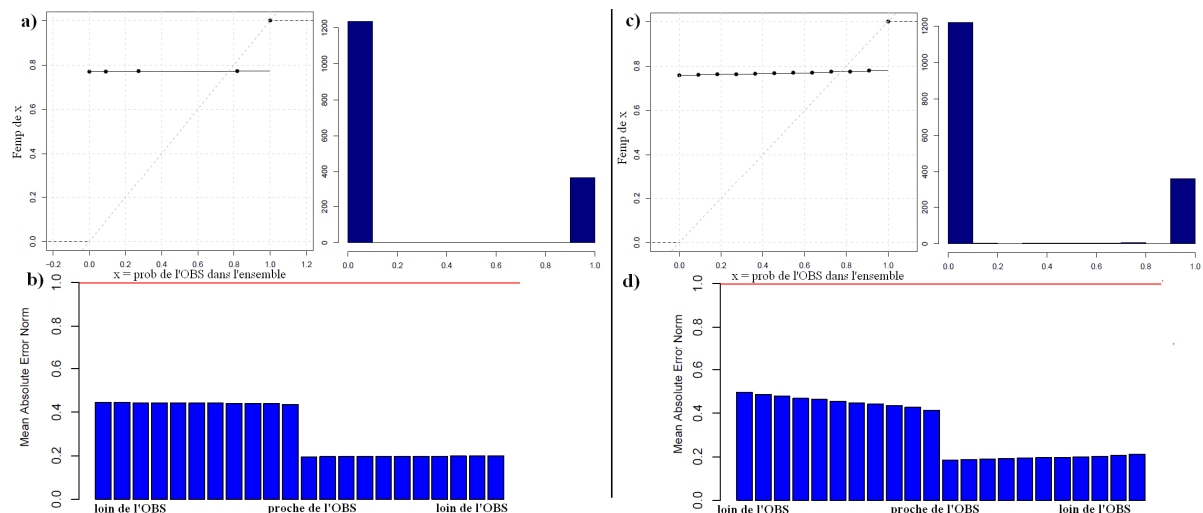


Figure 37 : a) c) Diagrammes de PIT et b) d) diagrammes de précision d'ensemble des débits de GR4J pour le bassin le Doubs à Besançon (4658 km²). L'échéance 24h est présenté à gauche (a et b), et l'échéance 48h est à droite (c et d)

Les diagrammes de précision d'ensemble des débits modélisés avec GRP (Figure 34 et Figure 35) sont présentés pour deux bassins versants. L'allure des diagrammes montre que les prévisions sont précises avec des valeurs faibles des MAE normalisés, surtout pour la première échéance. Ces erreurs augmentent légèrement à l'échéance 48h. On constate également que les diagrammes ne sont pas symétriques et que les barres qui les constituent ne s'accroissent pas énormément vers l'extérieure. De plus, les hauteurs sont parfois très proches. Ces résultats montrent alors que les prévisions issues de GRP à la première échéance sont les plus précises et les plus fines, ceci est sans doute dû à l'influence

importante de la mise à jour à la première échéance. Cependant, c'est à cette échéance que la fiabilité est la plus faible.

Nous rappelons que ces performances et celles montrés dans l'évaluation des scores graphiques des pluies (Figure 30) sont pour le même bassin versant (l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou). La fiabilité qui est déjà faible dans les prévisions de la pluie, est encore diminuée sur les prévisions des débits. On montre ainsi que ce n'est pas la mise à jour qui influe sur la fiabilité, mais plutôt le passage dans le modèle hydrologique. Il est mis ici en évidence que pour améliorer la fiabilité, il est indispensable de se pencher sur la recherche de paramètres du modèle, et c'est ce que nous allons voir dans les chapitres 5 et 6 de ce travail.

Pour les deux bassins où les débits sont modélisés avec GR4J, les diagrammes sont précis, mais le sont moins que ceux de GRP. Les valeurs des MAE normalisés augmentent également à l'échéance 2. Et, comme précédemment, les hauteurs des barres ne sont pas très différentes, signifiant le manque de dispersion. On note cependant pour le bassin le Doubs à Besançon modélisé avec GR4J, un biais important à gauche de l'observation (c'est-à-dire les prévisions tendent à prévoir en dessous de l'observation).

4-3-3 Performance des prévisions GRP en fonction des surfaces

Pour mieux caractériser la variation des performances sur notre échantillon, nous avons mesuré les différents scores en fonction de la surface du bassin versant, des durées caractéristiques, de la localisation géographique des bassins versants ainsi que de leurs régimes hydrologiques.

Dans ce paragraphe, l'évolution des performances des débits issus de GRP avec mise à jour est montrée. La Figure 38 présente ainsi l'évolution des scores NRMSE et CSI en fonction de la surface à l'échéance 48h pour les débits modélisés avec la pluie observée. La Figure 39 montre les scores calculés pour les débits modélisés avec les prévisions PEARP à la même échéance.

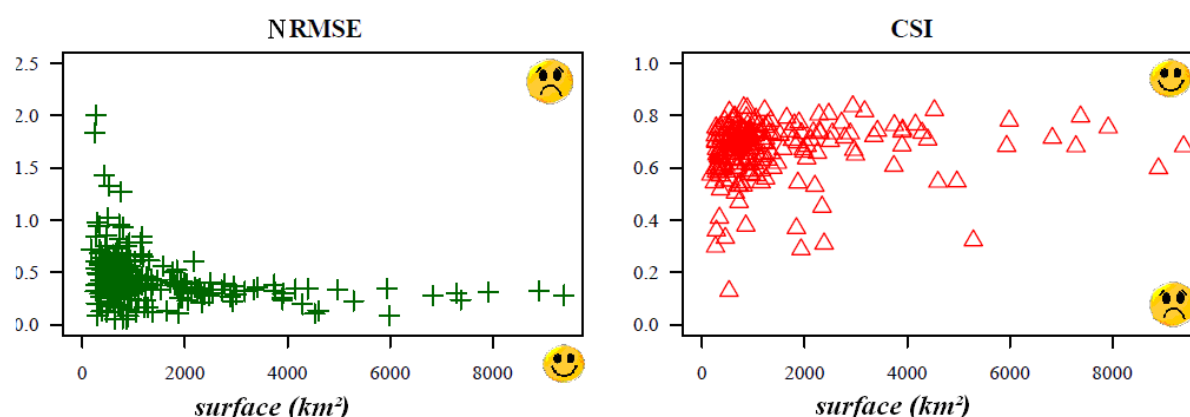


Figure 38 : NRMSE et CSI en fonction des surfaces en km² pour les débits modélisés avec GRP et la pluie observée

La tendance générale (Figure 38 et Figure 39) est une amélioration des performances avec la taille des bassins :

- les plus fortes erreurs sont observées pour les plus petits bassins, aussi bien pour les prévisions de débits modélisés à partir de la pluie observée, et avec les prévisions PEARP;
- les valeurs des CSI à partir de 3000 km² se stabilisent autour de 0.8 pour les deux entrées de pluie, mais quelques exceptions (valeurs de CSI faibles) restent apparentes sur le graphique ;
- des tendances légèrement décroissantes avec la surface des bassins sont aussi constatées pour les valeurs des Brier 90 et du RPS, signifiant une amélioration des performances avec l'augmentation de la surface;
- les RPSS sont stables entre 0.6 et 0.9, mais les plus mauvaises valeurs appartiennent aux petits bassins. Les valeurs des BSS90 varient considérablement entre les bassins et les deux points les plus mauvais sont également des bassins de petite taille.

La Figure 40 présente les diagrammes de PIT et de précision de l'ensemble pour le bassin de la Seine à Bar-sur-Seine (2340 km²). Ce bassin présente un des valeurs de RPSS les plus élevés (RPSS = 0.88). Le diagramme de PIT montre que sur ce bassin, la fiabilité n'est pas assurée, cependant la précision est meilleure car les valeurs des MAE normalisés sont très petites (autour de 0.02). Pour ce bassin, il est montré ici que même si les membres de prévision n'arrivent pas à entourer l'observation, ils sont tous très proches de celle-ci.

La Figure 41 présente les diagrammes de PIT et de précision de l'ensemble pour le bassin du Suran à Neuville-sur-Ain (331 km²). Ce bassin est le seul ayant un RPSS négatif dans la Figure 39. Il faut noter qu'il fait partie des plus petits bassins versants de notre échantillon. Sur ce bassin, les diagrammes de fiabilité et de précision d'ensemble sont tous les deux mauvais. C'est l'aspect du diagramme de précision d'ensemble qui le différencie des autres bassins, car les valeurs des MAE normalisés sont élevés et dépassent 1. En effet, sur la Figure 42, les diagrammes de fiabilité et de précision d'ensemble d'un petit bassin versant (l'Ignon à Villecomte 304 km²) est également présenté. Dans ce cas, le diagramme de précision d'ensemble n'est pas aussi mauvais, les valeurs des MAE normalisés sont faibles.

Ces différences paraissent étonnantes pour des bassins dont les tailles ne sont pas très différentes. De plus, la mesure des performances en fonction de la localisation géographique et des régimes hydrologiques n'indique pas une spécificité de ce bassin en question (Figure 44 et Figure 8). En regardant ainsi sa fiche hydrométrique¹⁵, il apparaît que le Suran à Neuville-sur-Ain (331 km²) est sous l'influence occasionnellement de résurgence karstique. Cette caractéristique peut expliquer donc en partie les mauvaises performances de ce bassin. Il faut noter cependant que ce bassin n'est qu'une exception dans notre base de données et nous faisons le choix de le garder afin de montrer une variété de cas dans les différentes analyses.

¹⁵ Disponible sur le site internet de la DIREN Rhône-Alpes, délégation de bassin Rhône-Méditerranée

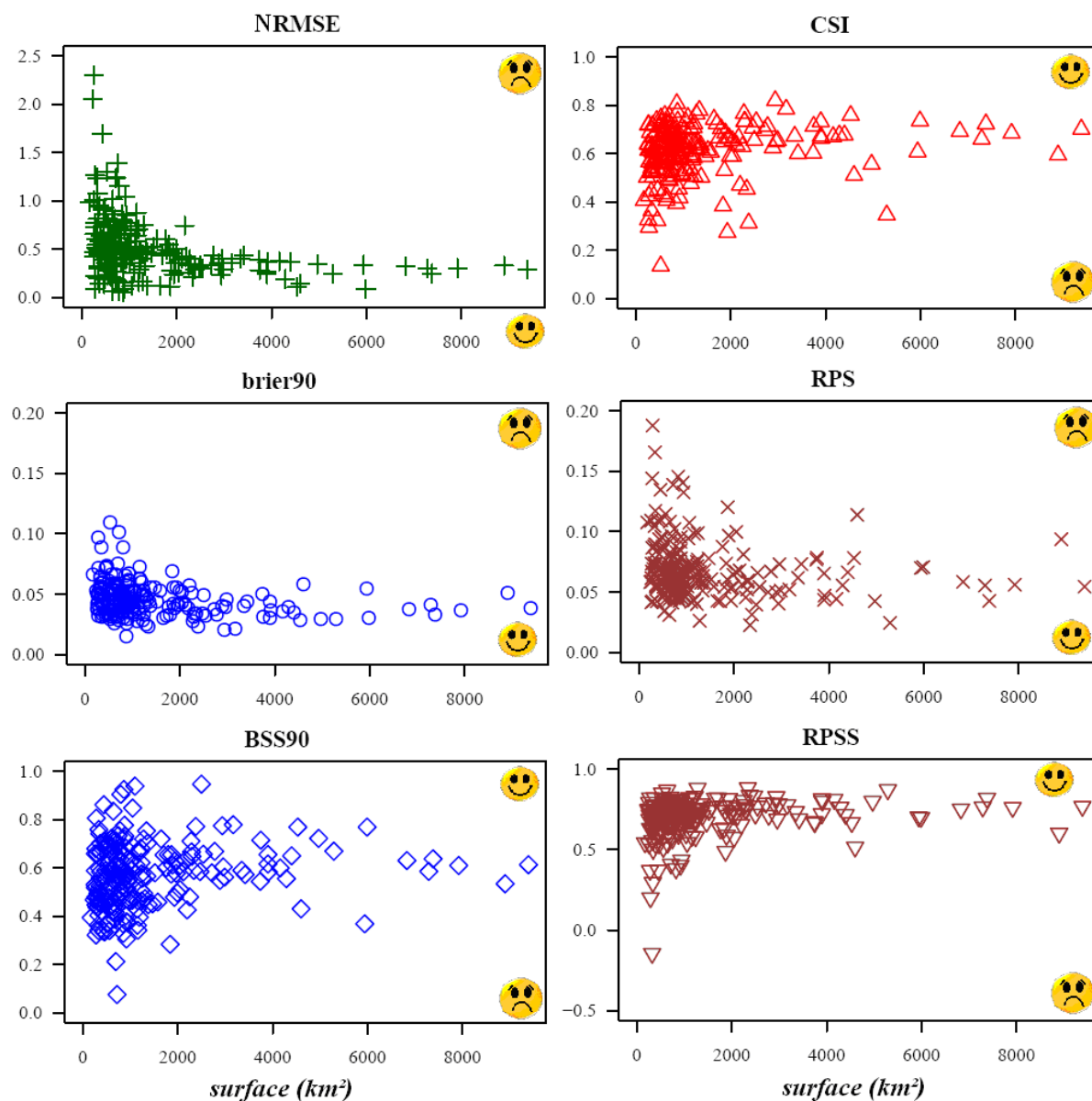


Figure 39 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS en fonction des surfaces en km^2 pour les débits modélisés avec GRP et la prévision PEARP

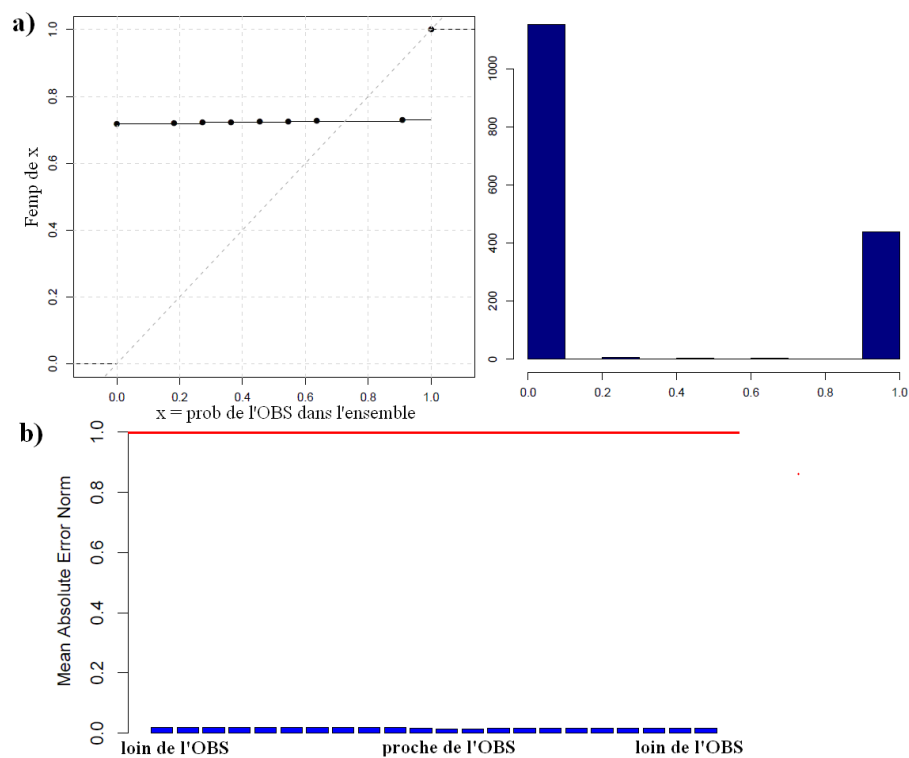


Figure 40 : a) Diagrammes de PIT et b) diagramme de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin la Seine à Bar-sur-Seine (2340 km²). L'échéance 48 h est présenté.

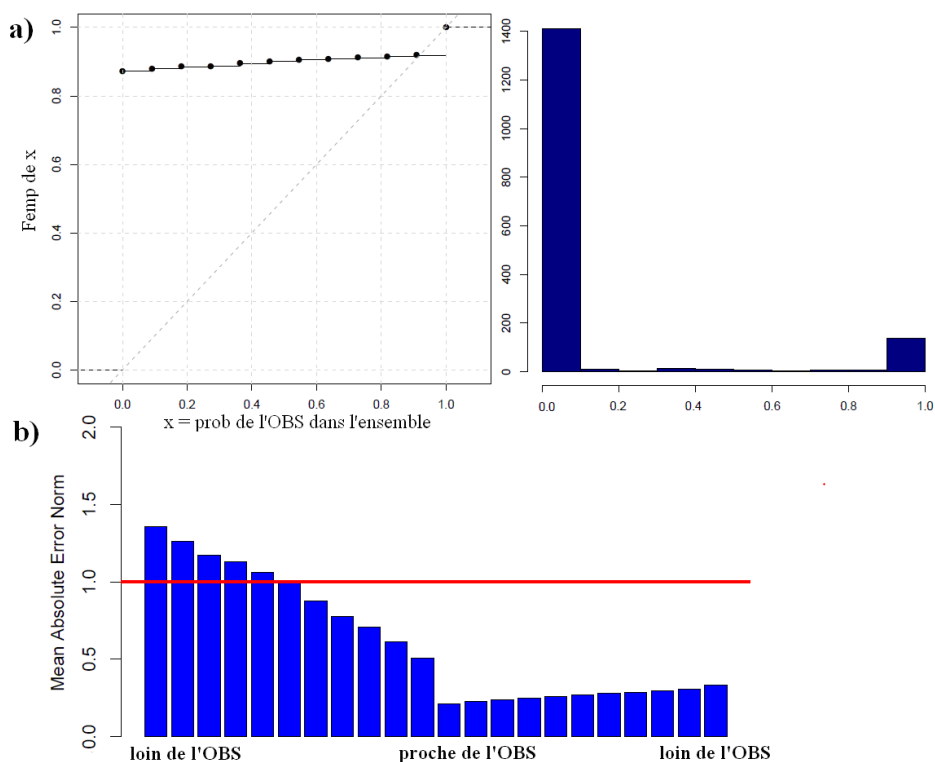


Figure 41 : a) Diagrammes de PIT et b) diagramme de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin le Suran à Neuville-sur-Ain (331 km²). L'échéance 48 h est présentée

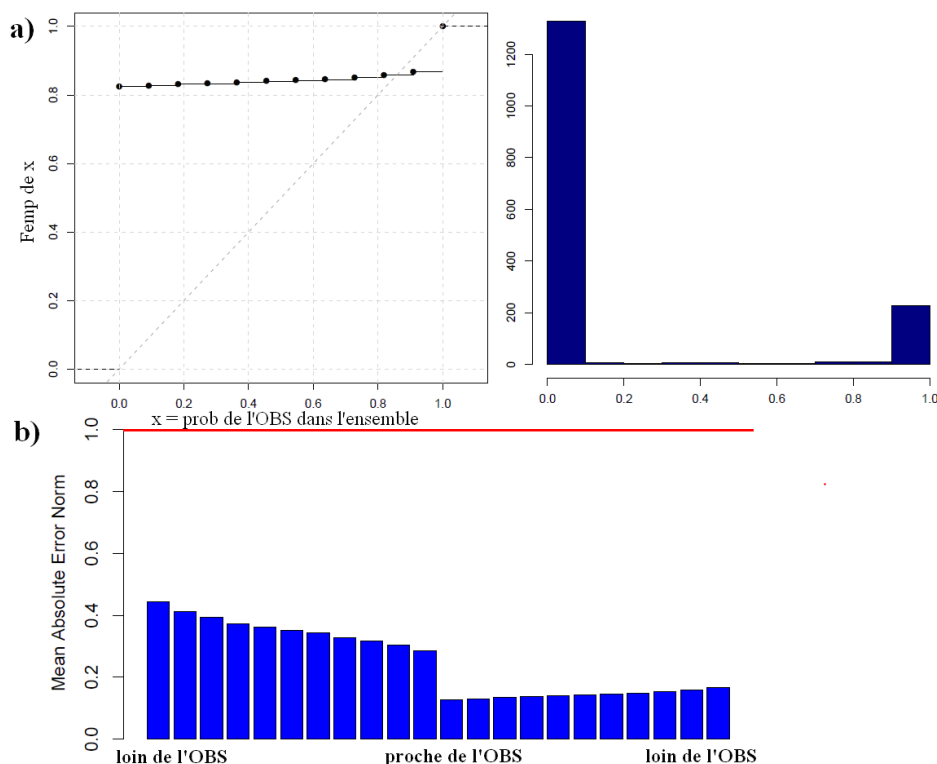


Figure 42 : a) Diagrammes de PIT et b) diagramme de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin l'Ignon à Villecomte (304 km²). L'échéance 48 h est présenté

4-3-4 Performance des prévisions GRP en fonction des durées caractéristiques

Le calcul des durées caractéristiques¹⁶ de chaque bassin versant est basé sur la méthode de Sauquet *et al.* (2008). Brièvement, la méthode consiste à :

- sélectionner les hydrogrammes des crues les plus sévères de chaque année, et les normaliser chacun par les valeurs des pics Q_{max} ;
- l'écartement de la partie supérieure de l'hydrogramme, correspondant à la composante rapide de l'écoulement de subsurface, est caractérisé par la largeur à la moitié de Q_{max} (Robson et Reed, 1999) ;
- une valeur médiane des durées caractéristiques est estimée, et un coefficient de forme C est calculé à chaque pas de temps sur chaque hydrogramme dans une fenêtre temporelle de durée 2D centrée sur l'instant correspondant à la valeur du pic Q_{max} ;
- à partir de l'analyse de la forme de plusieurs hydrogrammes de crue, une valeur moyenne du coefficient de forme et son écart-type sont calculés sur chaque station. En outre, un hydrogramme représentatif est défini en moyennant les hydrogrammes normalisés. La durée caractéristique de chaque bassin versant correspond ainsi à la durée où l'axe des ordonnées est égal à 0.5.

¹⁶ Par définition, cette durée correspond à la durée pendant laquelle le débit dépasse la moitié du débit de pointe, indiquant qu'une crue est en cours

La Figure 43 présente l'évolution des scores en fonction des durées caractéristiques. Nous avons retrouvé pour les 211 bassins des temps caractéristiques variant de 8 heures à 11 jours. Les résultats retrouvés sont très proches de l'évolution en fonction des surfaces (Figure 39) car il existe sûrement une corrélation entre la taille d'un bassin et sa durée caractéristique. Cependant, d'autres processus (occupation du sol, densité de drainage du bassin, etc.) entrent en jeu pour la mesure ces temps caractéristiques des bassins. Cette dernière caractéristique a donc comme avantage d'intégrer toutes ces mécanismes internes au bassin versant. On retrouve ici le bassin versant dont le score RPSS est le plus mauvais.

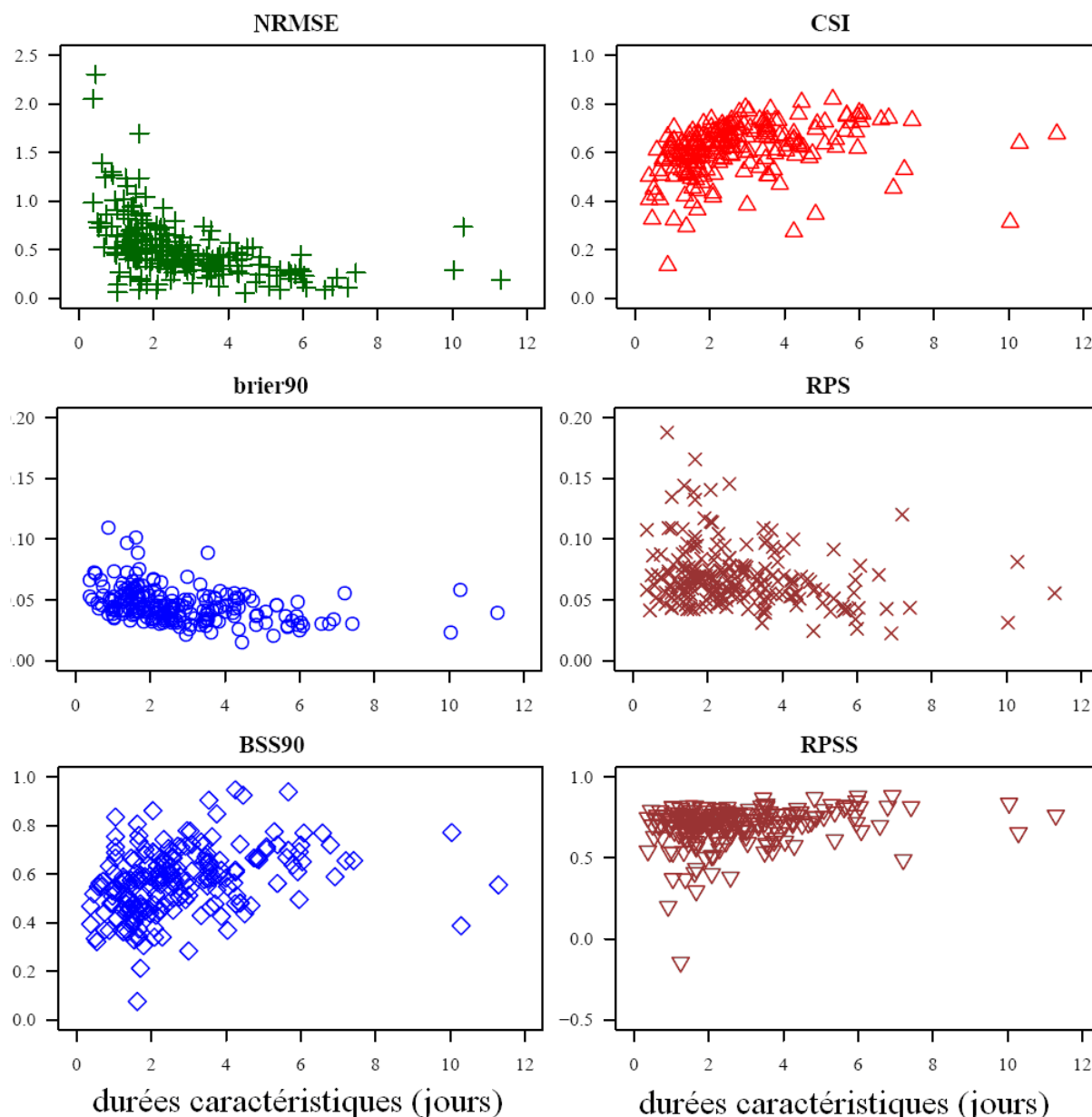


Figure 43 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS en fonction des durées caractéristiques en jours pour les débits modélisés avec GRP et la prévision PEARP

4-3-5 Performance des prévisions GRP en fonction de la localisation géographique

La Figure 44 présente les scores pour chaque bassin versant situé sur la carte de France. Seule la carte du NRMSE permet de distinguer une zone au nord de la France où les erreurs sont plus faibles. Pour les autres scores, les performances sont très variables au sein d'une même région géographique. Les cartes présentant les scores CSI, BS 90 et BSS90 montrent la variabilité des scores au sein des bassins versants étudiés. Au contraire les cartes de RPS et de RPSS montrent des bassins presque homogènes à part quelques rares bassins, notamment le Suran à Neuville-sur-Ain de 331 km² (le même bassin retrouvé précédemment pour le RPSS < 0).

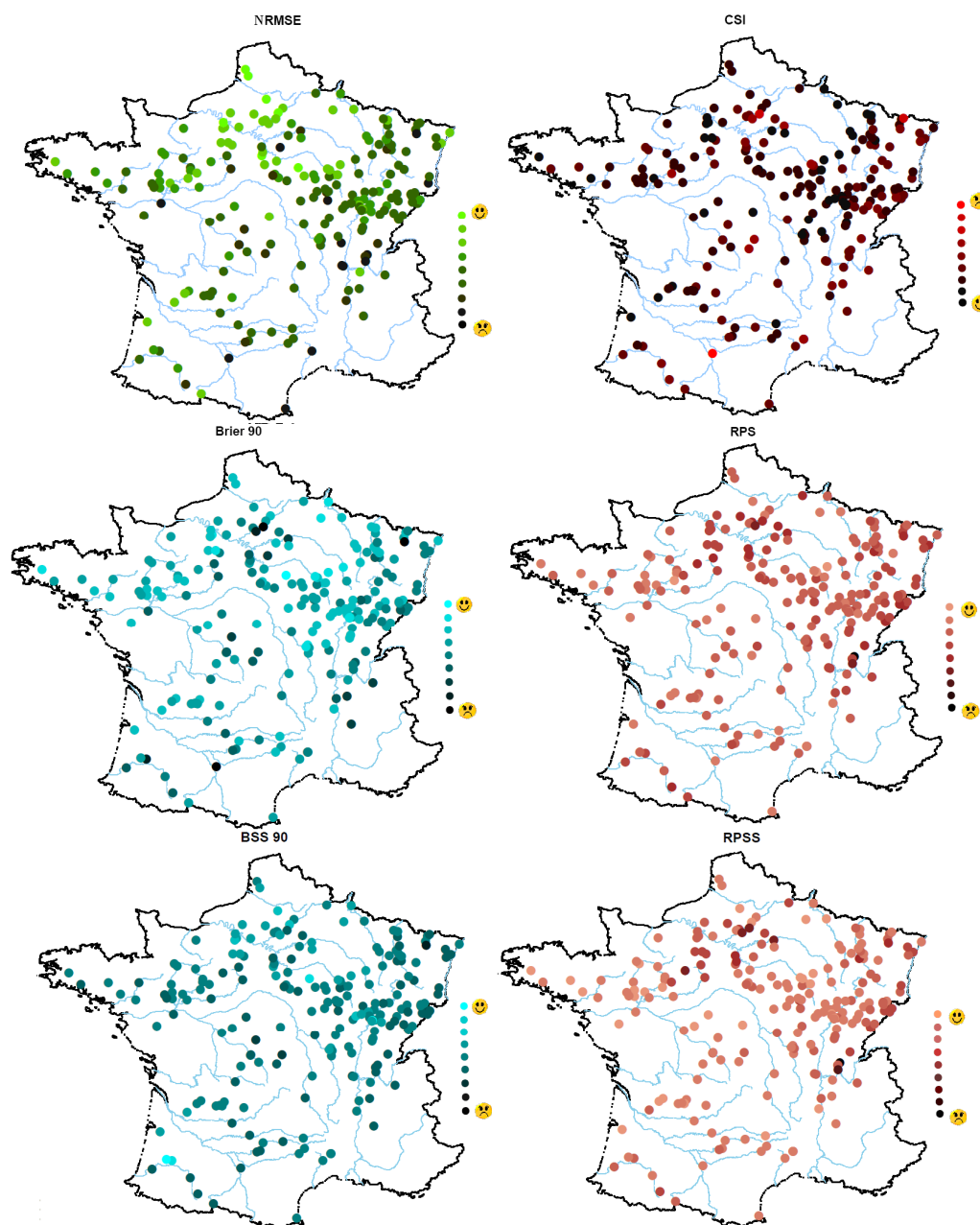


Figure 44 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS pour chacun des 211 bassins versants. L'orientation des scores est indiquée à côté de chaque carte

4-3-6 Performance des prévisions GRP en fonction des régimes hydrologiques

Pour le calcul en fonction des régimes hydrologiques, nous regroupons les régimes sous représentés dans une même catégorie, à savoir le régime méditerranéen et le régime de transition de montagne (pour rappel, les régimes des bassins sont définis dans § 2-3-2). Ce sont par ailleurs, les bassins versants dont les régimes hydrologiques diffèrent particulièrement des autres bassins de notre base de données.

La Figure 45 représente les différentes valeurs des scores pour chaque classe de régime hydrologique REG 1 : régime soutenu par les nappes, REG 2 : océanique, REG 3 : océanique de transition, REG 4 : méditerranéen/de transition de montagne.

En général, sur les différents critères, les bassins des différents régimes sont équivalents. Cependant, on souligne une différence assez importante pour le critère NRMSE où les erreurs varient considérablement entre les 4 régimes : les plus faibles valeurs sont attribuées aux bassins appartenant au premier régime (régime soutenu par les nappes) à débits soutenus toute l'année, puis elles s'accroissent vers le dernier régime qui regroupe le régime méditerranéen avec des étés plus marqués et le régime à transition de montagne où les débits de printemps sont importants (il faut cependant noter que le nombre de bassins est faible). C'est ce dernier régime qui montre dans la plupart des cas (NRMSE, CSI, Brier 90, BSS90) les plus mauvaises performances. Pour le RPS et le RPSS, ce constat ne reste plus valable car les performances sont à peu près équivalentes dans tous les bassins, sauf pour quelques bassins du régime 1 présentant de mauvais scores.

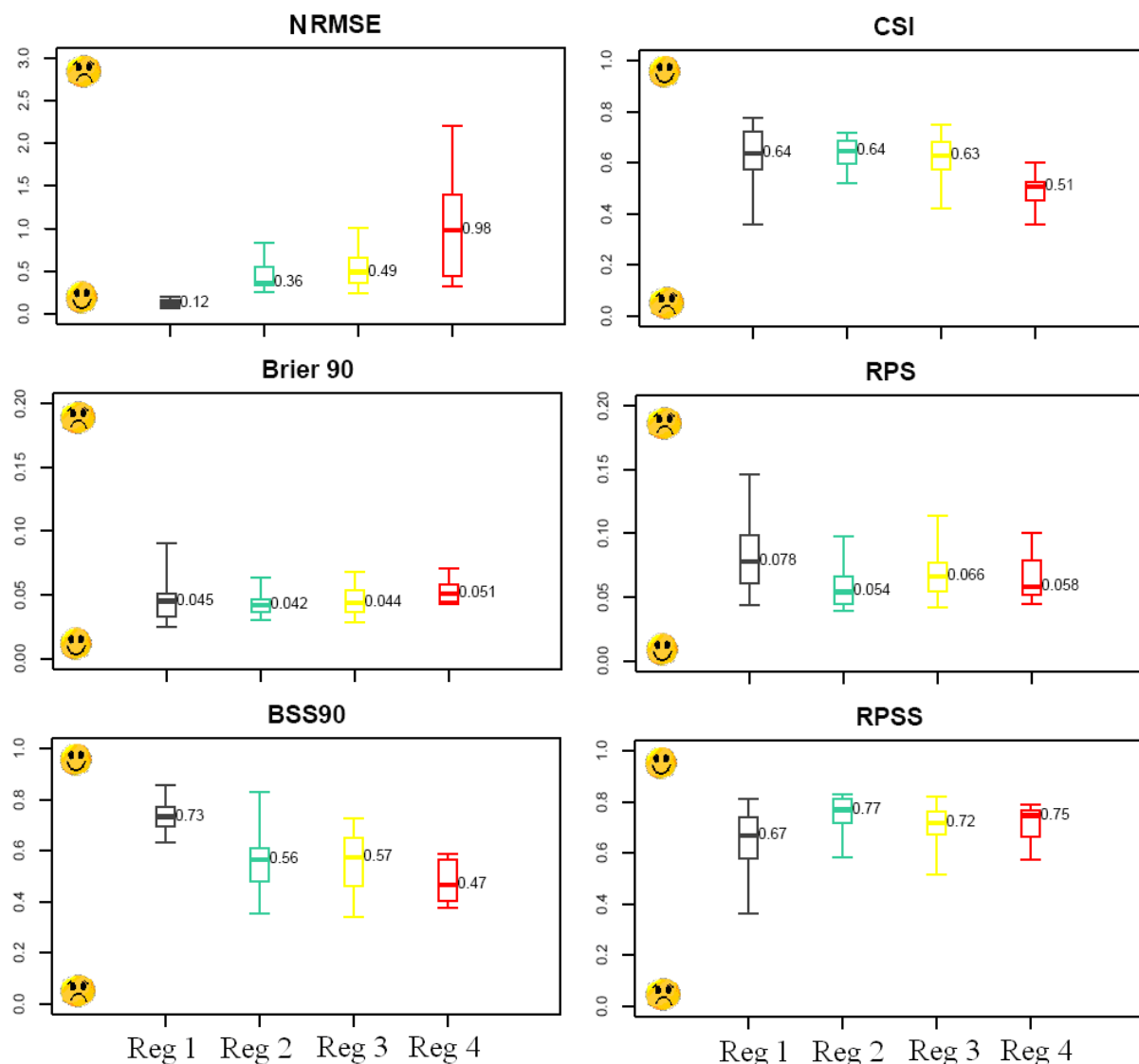


Figure 45 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS en fonction des régimes hydrologiques. REG 1 : régime soutenu par les nappes, REG 2 : océanique, REG 3 : océanique de transition, REG 4 : méditerranéen/de transition de montagne

4-4 Visualisation des prévisions de crues pour des évènements sélectionnés

Les Figure 46, Figure 47, Figure 48 présentent des évènements sélectionnés. Chacun des hydrogrammes et des diagrammes suivent l'évolution des prévisions avant un dépassement du quantile 90. Outre les différences de performance selon les évènements, les hydrogrammes permettent de visualiser la sous-dispersion des débits modélisés à partir du modèle GRP à l'échéance 1. Cette dispersion s'améliore légèrement à l'échéance 2.

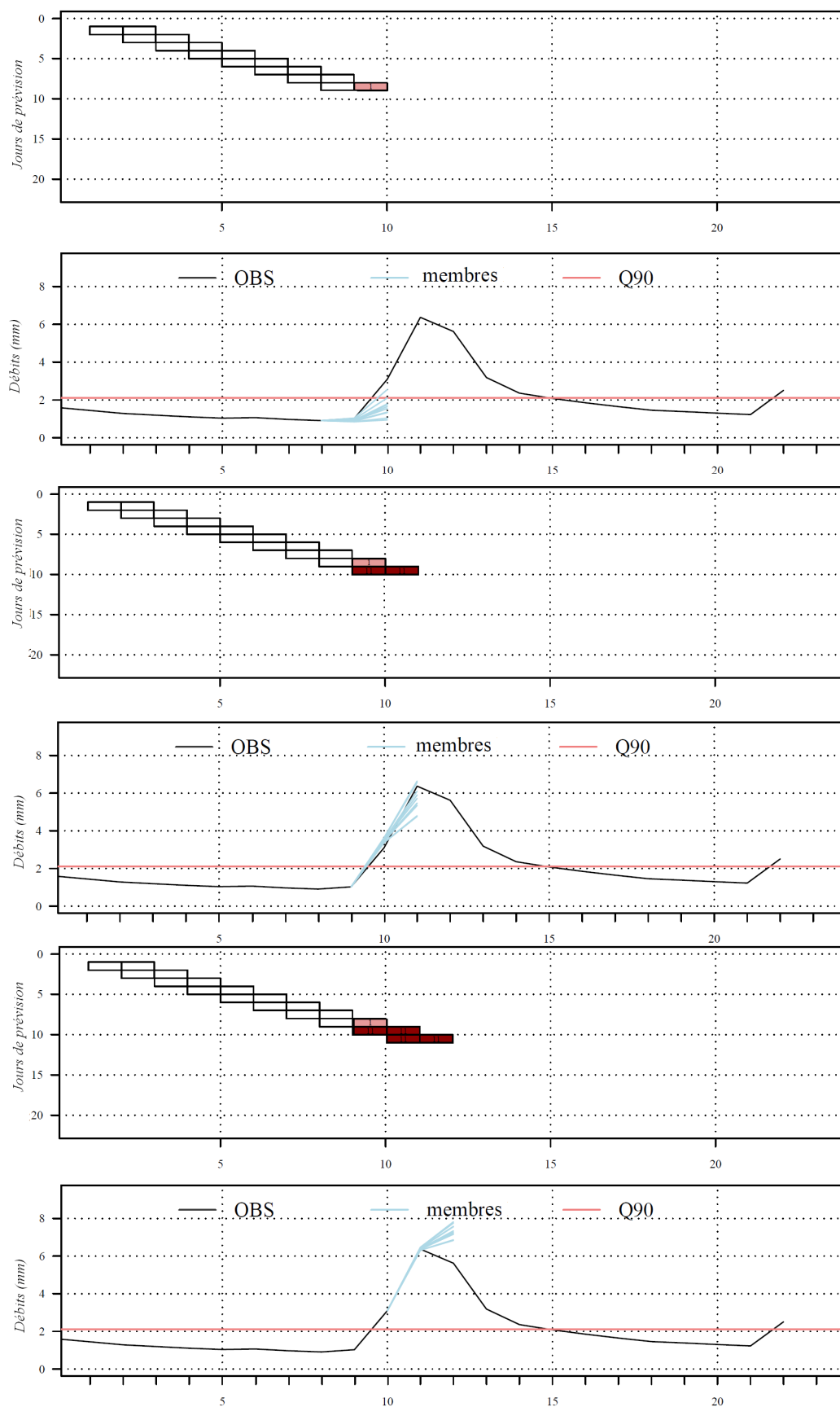


Figure 46 : Diagramme-hydrogramme représentant un évènement autour du 11 novembre 2008 pour le bassin avec un dépassement du quantile 90 pour le bassin l'III à Ensisheim (1030 km²)

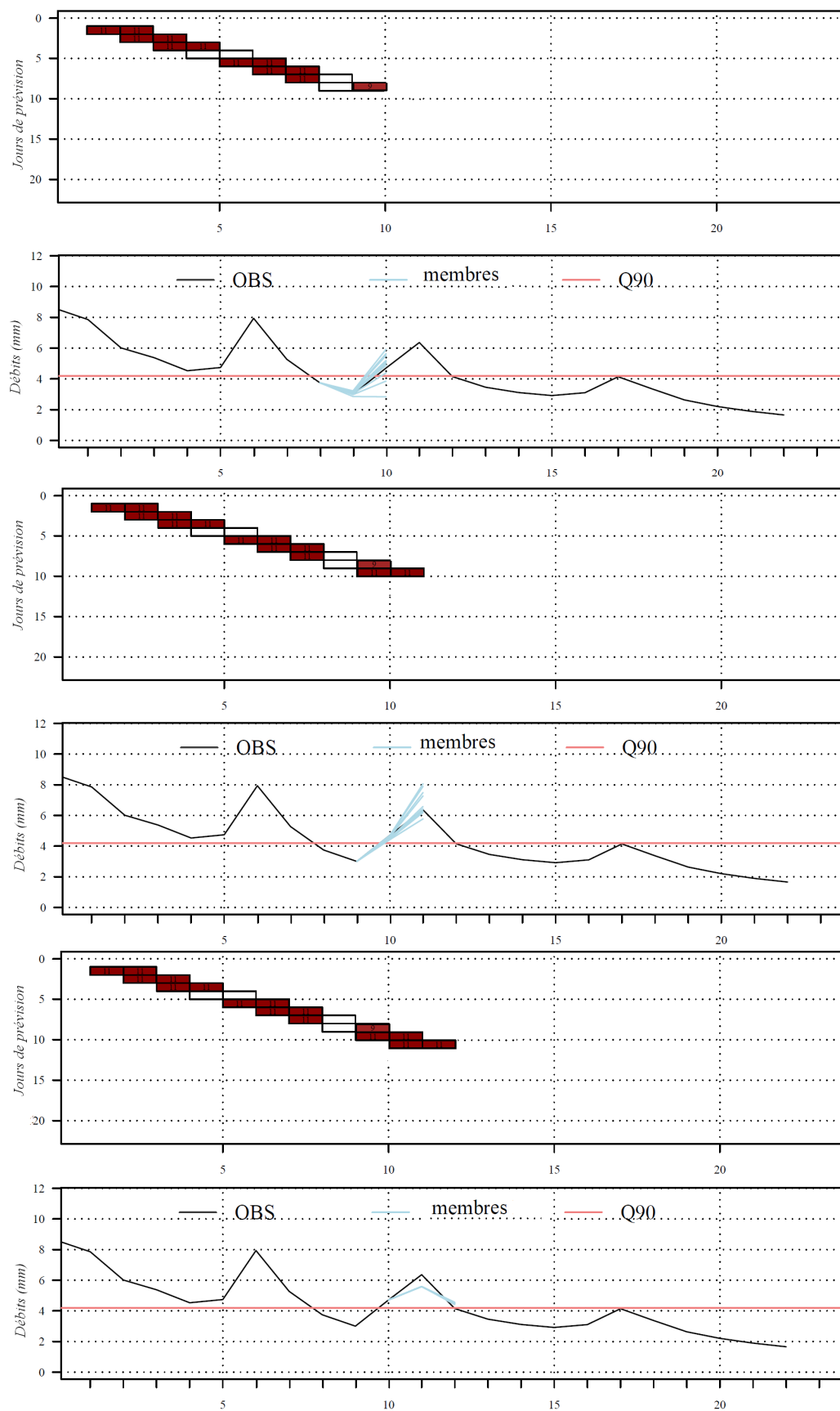


Figure 47 : Diagramme-hydrogramme représentant un évènement autour du 11 avril 2006 pour le bassin avec un dépassement du quantile 90 pour le bassin l'Ognon à Chassey-lès-Montbozon (852 km²)

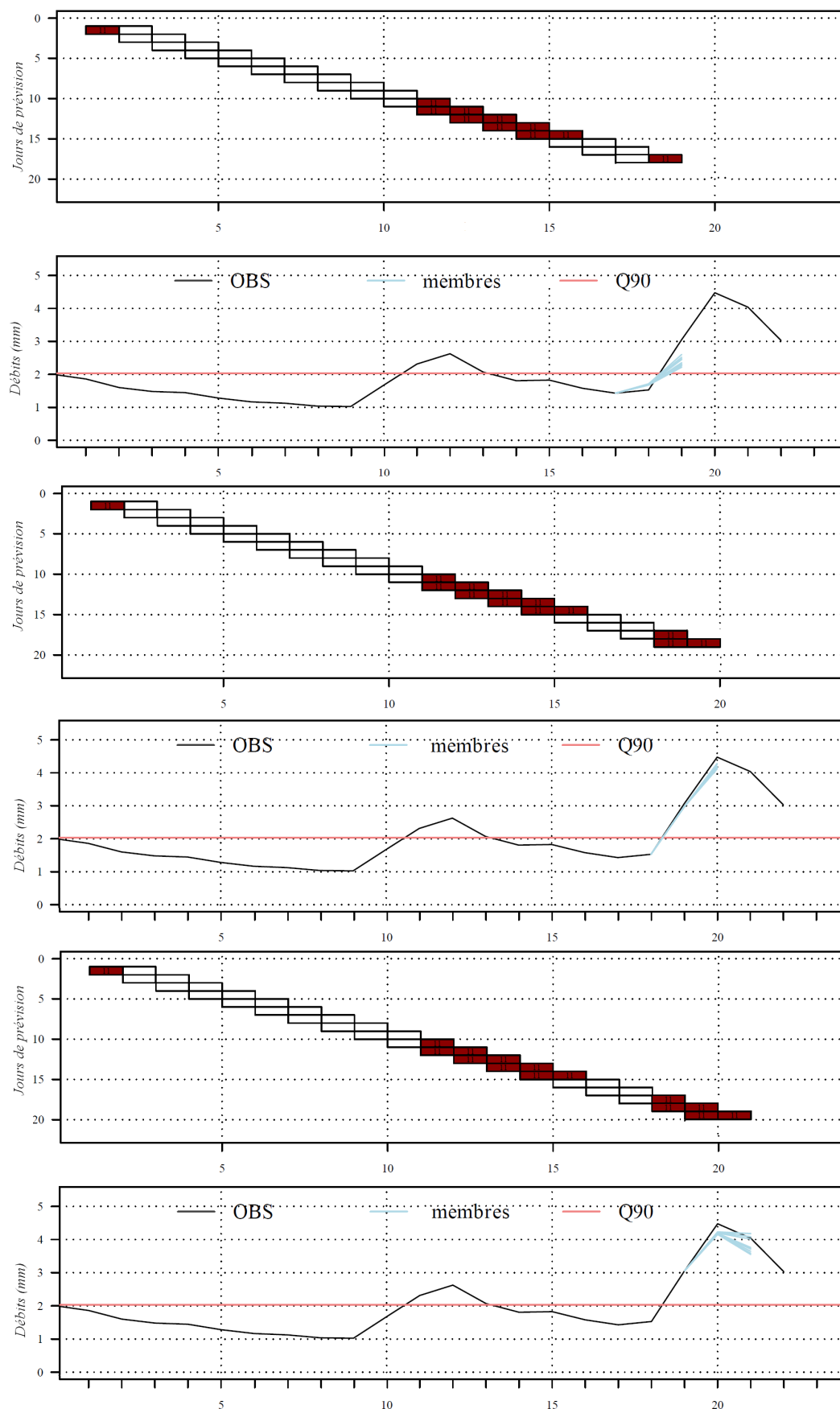


Figure 48 : Diagramme-hydrogramme représentant un évènement autour du 20 Novembre 2008 pour le bassin avec un dépassement du quantile 90 pour le bassin Arroux à Digoin (3170 km²)

4-5 Etude sur l'influence de la longueur de la période d'évaluation

Cette étude est réalisée afin de pouvoir répondre aux questions : quelle période d'évaluation est nécessaire pour évaluer correctement des prévisions d'ensemble ? Quelle est l'influence de la longueur de la période d'évaluation sur la valeur des scores de performance et, par conséquent, sur les conclusions que l'on peut en tirer ?¹⁷

Pour cela, nous avons testé plusieurs longueurs d'évaluation, en cherchant à réaliser le plus de tests possibles avec la longueur d'archive disponible. Nous avons au total 52 mois pleins (avril 2005 à juillet 2009). La période totale est donc divisée en plusieurs sous-périodes. Elles sont glissantes et balayent toute la longueur d'archive disponible.

Le Tableau 8 indique le nombre de sous-périodes réalisées pour chaque longueur d'évaluation.

Tableau 8 : Nombre de sous-périodes et symboles des différentes longueurs de vérification testées.

Longueur de vérification (mois)	1	3	6	12	18	24	30	36	42	52 (toute la période)
Nombre de sous-périodes	52	50	47	41	35	29	23	17	11	1
Symbole	1M, 52	3M, 50	6M, 47	12M, 41	18M, 35	24M, 29	30M, 23	36M, 17	42M, 11	52M, 1

Pour chaque sous-période, les performances sont mesurées. Nous avons considéré ici le modèle GRP avec mise à jour et présentons les résultats pour la deuxième échéance journalière (48h). Seuls les scores numériques probabilistes (BSS et RPSS) sont considérés. Pour le calcul de ces scores, la climatologie est la même que celle utilisée pendant tout ce travail, c'est-à-dire, une climatologie à long terme constitué de plusieurs membres. C'est le calcul des quantiles (Q90 pour le BS90 et le Q10...Q90 pour les catégories du RPS) qui est légèrement modifié : en effet, on ne considère plus toute la période d'évaluation, mais à chaque période testée, les quantiles sont à chaque fois calculés sur la période testée.

¹⁷ L'étude a fait l'objet d'un poster à la conférence de l'European Geosciences Union en Avril 2011. Zalachori, I., **Randrianasolo, A.**, Ramos, M.H., 2011. How much the length of data samples influences forecast verification and post processing of hydrological ensemble predictions? EGU General Assembly 2011, Geophysical Research Abstracts, vol. 13, EGU 2011-8789. Vienne, Autriche.

Les Figure 49 et Figure 50 présentent les scores BSS90 et RPSS pour deux exemples de bassin versant. Chaque boîte à moustache représente les valeurs du score calculées pour les sous-périodes. Nous présentons ici les performances sur deux bassins versants : un bassin versant représentatif des petites surfaces de notre échantillon, le bassin l'Il à Didenheim de 670 km² (Figure 49) et un grand bassin versant, Mayenne à Château-Gontier de 3935 km² (Figure 50). On notera que pour les autres bassins versants de notre échantillon de 211 bassins, l'allure des graphiques reste le même, seules les valeurs des scores varient.

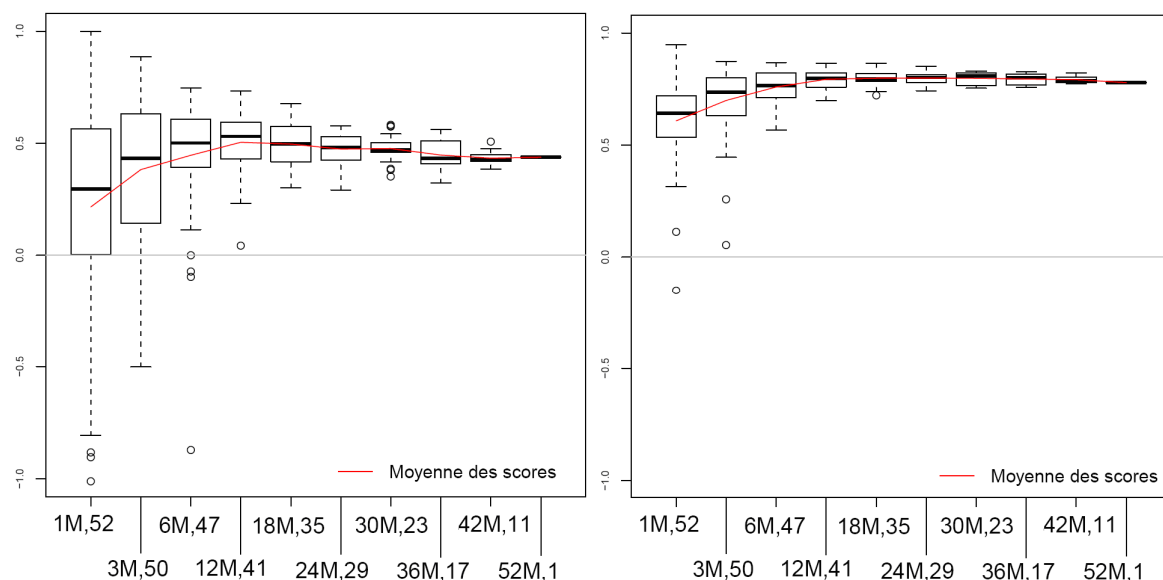


Figure 49 : BSS 90 (gauche) et RPSS (droite) pour le bassin l'Il à Didenheim (670 km²). Chaque boîte à moustache représente la distribution des scores pour une même longueur d'évaluation

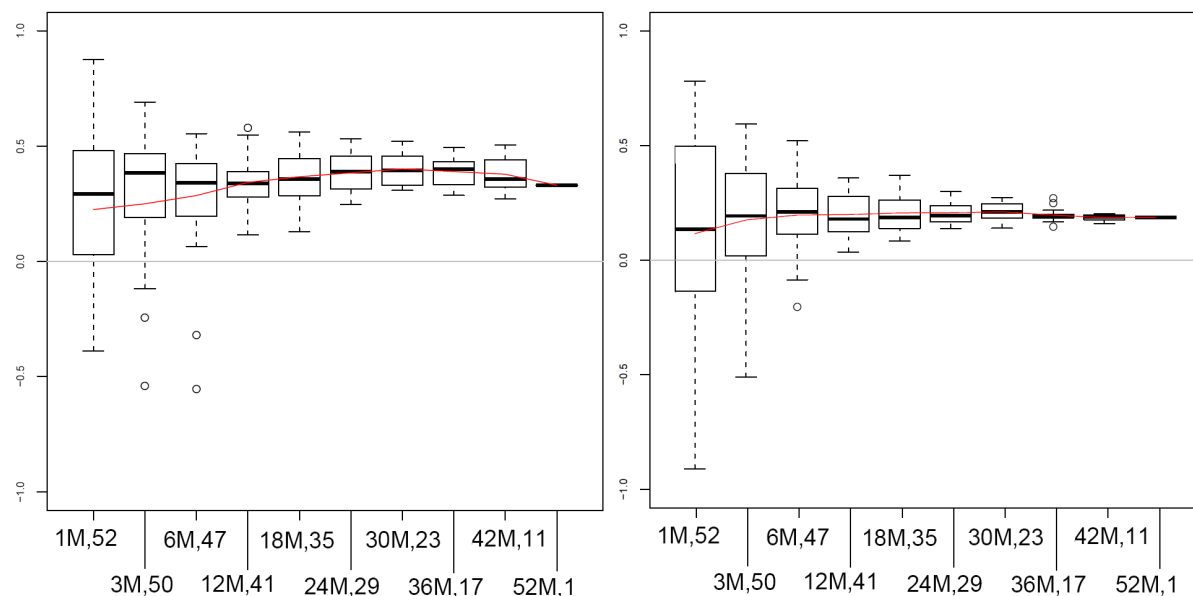


Figure 50 : BSS 90 (gauche) et RPSS (droite) pour le bassin La Mayenne à Château-Gontier (3935 km²). Chaque boîte à moustache représente la distribution des scores pour une même longueur d'évaluation

En visualisant les différents boxplots de notre échantillon de bassins sur toutes les périodes de vérification, nous mettons en évidence qu'à partir d'une certaine longueur d'archive : entre 12 et 18 mois, les moyennes des scores (tracées en rouge) se stabilisent. Ces résultats montrent qu'une longueur d'archive comprise entre 12 et 18 mois peut être suffisante pour évaluer un système de prévision d'ensemble. Notre période de 4 ans et demi est donc probablement suffisante pour évaluer correctement les différents tests à venir.

4-6 Conclusion

Avant de commencer la prévision en situation non jaugée, il était logique de se pencher sur les performances de notre système en mode jaugé. Nous avons commencé par évaluer brièvement les pluies d'ensemble PEARP. Ce sera le système de prévision de pluies utilisé dans cette thèse. Ses caractéristiques (résolution, prétraitement) sont adaptées aux bassins d'étude et ses performances sont appropriées. En effet, le système est précis et les scores numériques présentent de bons résultats. Le seul inconvénient est sa faible dispersion, qui entraîne une faible fiabilité des prévisions.

La comparaison entre le modèle GRP avec et sans mise à jour montre l'importance de la mise à jour pour la **précision** des prévisions : cet attribut est amélioré lorsque la mise à jour est effectuée. Les résultats sur les diagrammes de précision d'ensemble à la première échéance, où la mise à jour influe plus fortement, renforcent cette conclusion.

Malgré l'apport de la procédure de la mise à jour pour la précision de la prévision, celle-ci a tendance à avoir une influence plutôt négative sur la **fiabilité** des prévisions. Ces deux constats prouvent alors la nécessité de se pencher sur ces deux aspects de la prévision d'ensemble : l'objectif étant d'être le plus proche possible de l'observation (ce qui revient à maximiser la précision et la finesse), mais de manière à garder assez de dispersion pour assurer la fiabilité de l'ensemble des membres. Ce sont ces aspects qui vont être traités dans les chapitres suivants.

D'autre part, la comparaison entre GRP sans mise à jour et GR4J a montré des performances proches, avec des performances légèrement supérieures pour GR4J. La différence entre les deux structures de modèle n'a donc pas énormément d'influence dans la fiabilité et la précision des prévisions.

Chapitre 5 : Bassin présentement jaugé : analyse des hypothèses

5-1 Introduction

Dans le but de construire une référence pour la validation des approches que nous allons analyser pour la prévision en situation non jaugée, nous avons évalué dans le chapitre précédent le système de prévision mis en place en mode jaugé. Les chapitres qui suivent seront alors consacrés au traitement des bassins en situation partiellement ou totalement non jaugée. Dans ce chapitre en particulier, le transfert des paramètres des bassins voisins vers le bassin cible pseudo non jaugé est réalisé.

Puisque les choix possibles dans la recherche d'un voisinage et dans la modalité de transfert de l'information régionale vers un bassin cible non jaugé sont très nombreux, nous allons dans ce chapitre mener une étude exploratoire pour pouvoir fixer quelques choix et définir ainsi les hypothèses de base sur lesquelles seront construites les approches qui suivront.

Dans un premier temps, nous étudions la recherche des bassins jugés analogues : quelle distance considérer entre bassins ? Jusqu'où aller chercher les voisins à retenir ? Quelle pondération, s'il en faut une, attribuer aux voisins ? En d'autres termes, nous cherchons à retrouver les meilleurs critères de voisinage à adopter étant donné le cadre général de notre étude. Dans un deuxième temps, nous évaluerons l'influence du choix du modèle hydrologique dans la recherche du meilleur voisinage pour le transfert des paramètres, en comparant les performances du modèle GRP à celles du modèle GR4J.

Nous avons également vu dans les précédents chapitres que les informations de débit manquantes dans les bassins non jaugés sont à la fois les données historiques pour le calage des paramètres du modèle hydrologique et les observations en temps réel pour la mise à jour du modèle. Notre objectif est alors de retrouver où prendre les paramètres dans le cas non jaugé et comment les transférer de manière à obtenir des prévisions de bonne qualité.¹⁸

5-2 Rappel de la représentation des scénarios



Tout le long de ce chapitre, le scénario testé est le Test 1 : bassin présentement jaugé, c'est-à-dire, le modèle est simulé avec différents paramètres, mais la mise à jour reste locale.

¹⁸ Nous nous sommes appuyés ici sur le cas d'une **recherche simple** des paramètres et des mises à jour, en l'occurrence le transfert direct à partir du voisinage géographique. Une partie des résultats obtenus est à la base de la publication parue dans *Advances in Geosciences* : "Hydrological ensemble forecasting at ungauged basins: using neighbour catchments for model setup and updating" (Randrianasolo et al., 2011).

Il faut noter que pour chaque test des ensembles de tailles différentes sont générés pour chaque jour de prévision et chaque échéance, avec à chaque fois 11 x N prévisions, où N est le nombre de jeux de paramètres (ou de voisins) utilisé dans un test. 11 est le nombre de membres des prévisions météorologiques en entrée du modèle hydrologique. Ainsi, pour les tests utilisant 5 voisins, un ensemble de 55 (11 x 5) membres est obtenu, et ainsi de suite pour les 10 (11 x 10 = 110 membres), 15 (11 x 15 = 165 membres), 20 (11 x 20 = 220 membres) voisins.

Dans la suite du rapport, il faut également comprendre que chaque boîte à moustaches représente la distribution des scores des 211 bassins, seul le nombre de voisins exploités change.

Le Tableau 9 rappelle la définition des acronymes utilisés le long de ce chapitre :

Tableau 9 : Définition des acronymes en référence jaugée et dans le cas présentement jaugé

Test	Acronymes	Mise à jour avec...	Paramètres
Test 1 : Bassin présentement jaugé			
Référence	REF	Données locales	Locaux
Meilleur voisin	LBN	Données locales	Meilleur voisin
1 voisin	L1N	Données locales	Voisin le plus proche
5 voisins	L51N	Données locales	Jeu de 5 voisins
10 voisins	L10N	Données locales	Jeu de 10 voisins
15 voisins	L15N	Données locales	Jeu de 15 voisins
20 voisins	L20N	Données locales	Jeu de 20 voisins
25 voisins	L25N	Données locales	Jeu de 25 voisins
30 voisins	L30N	Données locales	Jeu de 30 voisins

L : est utilisé pour données locales,

_PO : indique que la pluie réellement observée est utilisée en entrée du modèle

5-3 Recherche d'un rayon de voisinage

Pour définir la région homogène autour d'un bassin cible non-jaugé, nous commençons nos tests par une technique des plus simples : le voisinage géographique, qui considère le(s) bassin(s) le(s) plus proche(s) pour le transfert d'information vers un bassin non jaugé, une approche maintes fois citée dans la littérature (§ 1-3-1). L'hypothèse derrière cette approche est que des régions géographiques voisines peuvent se comporter similairement, compte tenu des conditions climatiques et physiographiques proches. Cette approche est d'autant plus justifiée en prévision car les événements pluvieux ont plus de chance de toucher les mêmes bassins si ces bassins sont proches géographiquement.

Dans ce chapitre, le transfert des paramètres vers le bassin pseudo non jaugé à partir des bassins donneurs se fait selon les principes suivants :

- chaque donneur possède un jeu de paramètres calés sur ses propres données ;
- chaque donneur ramène 11 membres de prévisions hydrologiques avec son propre jeu de paramètres ;
- chaque donneur apporte ainsi au bassin cible le même nombre de membres de prévisions ;
- le nombre de membres de prévisions sur le site non jaugé est alors égal au produit du nombre de voisins et du nombre de membres de la prévision météorologiques (11).

5-3-1 Comment mesurer les distances entre les bassins voisins?

Plusieurs méthodes existent pour définir les distances géographiques entre deux bassins versants : les mesures de distance entre les centroïdes (Blöschl, 2005; Oudin *et al.*, 2008), les mesures de distance entre les exutoires (Kay *et al.*, 2006), la moyenne des deux distances précédentes, la minimale entre toutes ces distances, les distances entre différents points caractéristiques de chaque bassin versant (la distance de Ghosh, 1951)¹⁹. Ici nous considérons les deux approches traditionnelles : la distance entre les centroïdes et la distance entre les exutoires des bassins versants.

Ainsi, nous mesurons les distances D_{exutoire} ou $D_{\text{centroïde}}$ entre le bassin cible et chaque bassin de la base de données à l'aide de l'équation ci-dessous :

$$D = \sqrt{(x_c - x_i)^2 + (y_c - y_i)^2} \quad \text{Équation 24}$$

Où,

x_c, y_c : Coordonnées géographiques de l'exutoire (ou du centroïde) du bassin cible c .

x_i, y_i : Coordonnées géographiques de l'exutoire (ou du centroïde) d'un bassin voisin i .

La Figure 51 présente une distribution des distances de 1 à 50 voisins (en abscisse) pour les 211 bassins versants. On ne constate pas de différences majeures entre les deux distributions.

¹⁹ L'article plus récent de Gottschalk *et al.*, (2011) propose une variation de cette dernière distance en l'appliquant à des formes géométriques complexes.

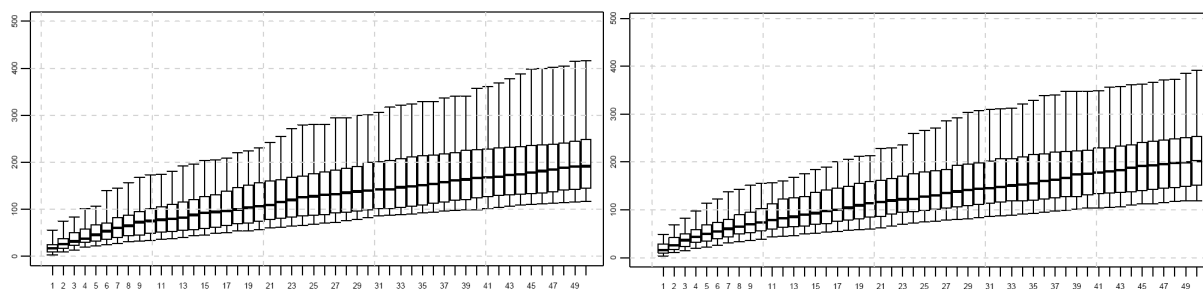


Figure 51 : Distribution des distances de 1 à 50 voisins (en abscisse) pour les 211 bassins versants supposés non jaugés. Chaque boxplot représente la distribution des distances pour les 211 bassins. Gauche : $D_{\text{centroïde}}$ distance entre les centroïdes ; droite : D_{exutoire} distance entre les exutoires

La Figure 52 présente trois cas de voisinage géographique avec ses 20 voisins géographiques et en considérant la distance D_{exutoire} entre le bassin cible (l'Ill à Didenheim, 670 km², la Seiche à Bruz, 810 km², la Drôme à Saillans, 1128 km²) et leurs 20 voisins géographiques.

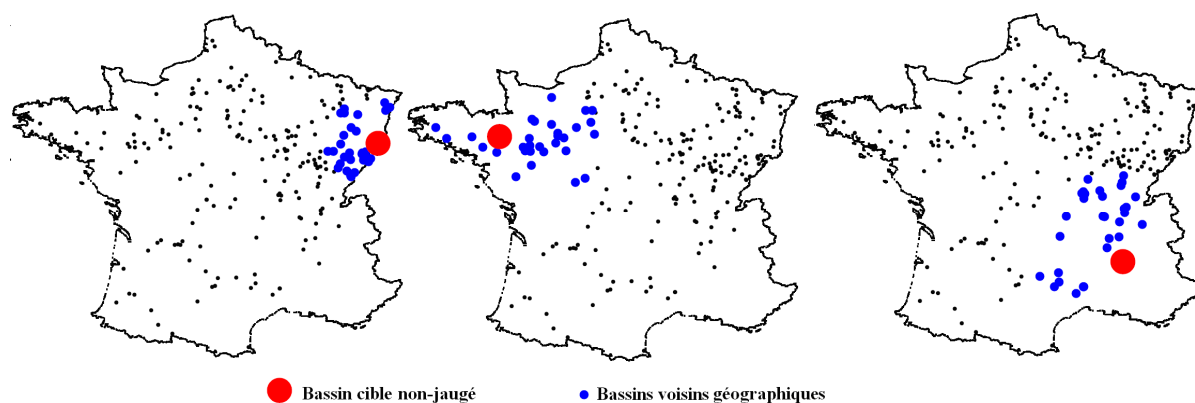


Figure 52 : Carte représentant des exemples de bassins cibles et leur voisinage géographique (20 bassins voisins). Les bassins cibles ici présentés sont : l'Ill à Didenheim, 670 km² (droite) ; la Seiche à Bruz 810 km² (milieu) ; la Drôme à Saillans, 1128 km² (gauche)

La Figure 53 présente différents scores des débits modélisés avec GRP avec différents nombres de voisins donneurs de paramètres, définis selon les distances à l'exutoire ou au centroïde. Le constat reste le même pour tous les scores calculés et les différents tests : les valeurs des scores pour chaque bassin ne varient que très peu. Dans le nord-est de la France où la densité des bassins versants est importante, on s'attend à ce que les voisins changent pour les deux mesures de distance, du moins pour le bassin le plus proche, mais nous constatons que cela influe très peu sur les scores. Par contre, quand plusieurs voisins sont utilisés comme "donneurs", on retrouve souvent les mêmes bassins dans l'ensemble des 5, 10, 15, 20 voisins considérés, que l'on considère la distance entre centroïdes ou la distance entre exutoires, avec quelques variations dans leur ordre de proximité au site cible.

Dans le contexte de cette thèse et au vue des nombreux tests à venir, il est préférable de ne garder qu'une seule distance. Nous décidons alors de ne garder que **la distance entre les exutoires** car les performances varient très peu entre les deux distances, et comme les mesures de débits sont au droit des exutoires, nous privilégions ces points qui intègrent toutes les informations du bassin versant.

5-3-2 Quel nombre maximum de donneurs doit être retenu?

Selon les auteurs et les différentes études dans la littérature, le nombre de bassins donneurs diffère. On retrouve le plus souvent une paire de bassin (un donneur + une cible) : Merz *et al.*, (2004) utilise comme donneur le bassin le plus proche sur le même cours d'eau (amont ou aval) ; Bardossy (2007), entre autres tests, transfère les paramètres d'un bassin à un autre, jugé similaire sous certains critères physiographiques ; Young (2006), Zvolenský *et al.*, (2008), Viviroli *et al.*, (2009) exploitent le bassin le plus proche géographiquement ; Masih *et al.*, (2010) effectuent le transfert entre une paire de bassins mais les donneurs varient selon le critère de similarité (proximité géographique ou similarité physique).

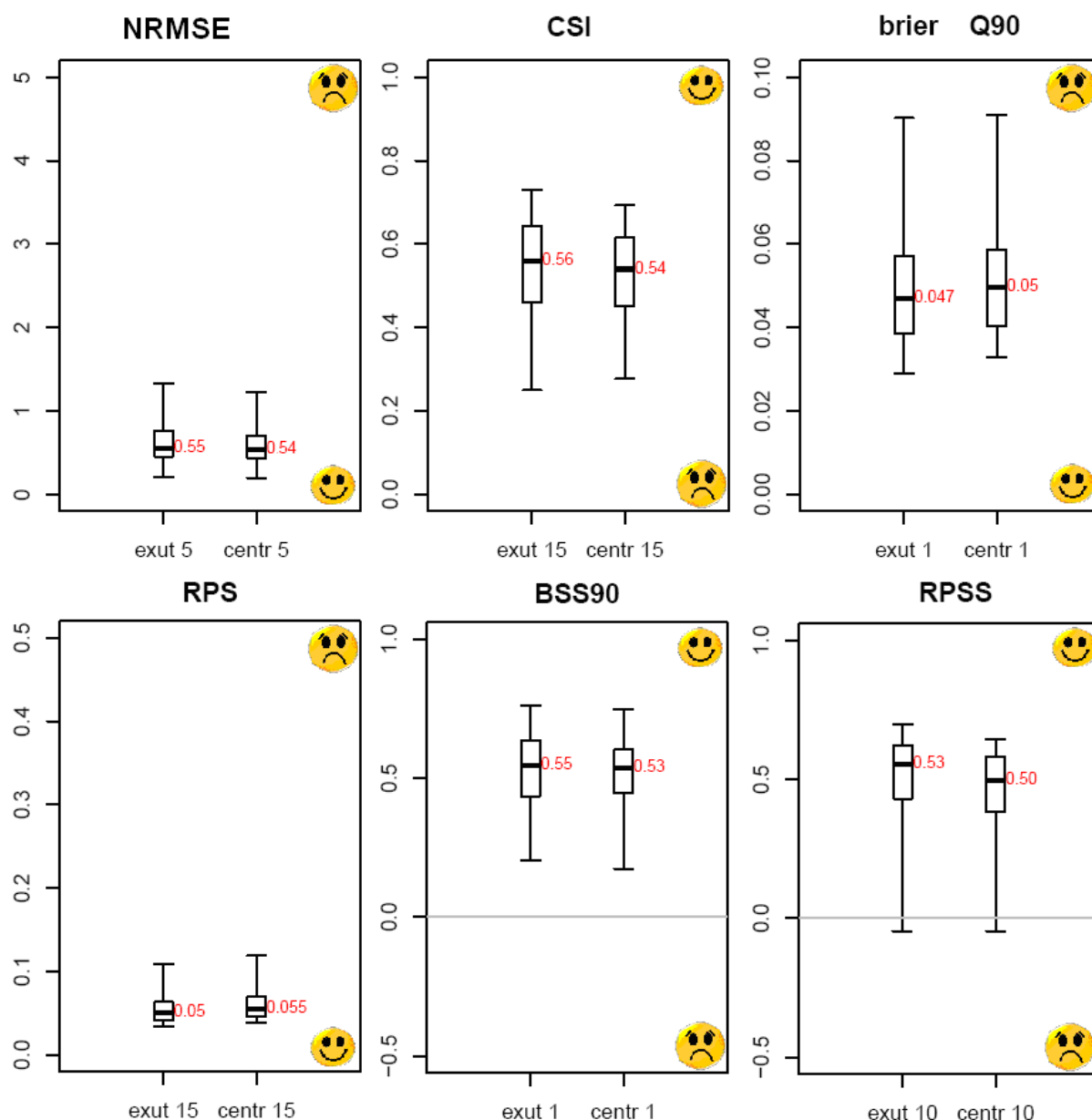


Figure 53 : Comparaison de la distribution des scores pour les deux distances (exutoire et centroïde) et différents nombres de voisins choisis pour la régionalisation. "exut" : pour exutoire et "centr" pour centroïde, les nombres suivants ces acronymes indiquent le nombre de voisins utilisés. Prévisions avec les paramètres des voisins et mises à jour locales. Les scores BSS90 et RPSS ont pour référence la climatologie

Pour Oudin *et al.* (2008) le choix du nombre de bassins versants donneurs pour la régionalisation dépend du type d'information utilisée. Les auteurs ont montré que le nombre optimisé de voisins donneurs est de 5 dans le cas de la régionalisation par proximité géographique, alors que ce nombre peut atteindre les 20 bassins pour la régionalisation par similarité physique.

D'autres auteurs proposent différents nombres de donneurs en régionalisation : Lee et Ouarda ont utilisé 4 à 6 voisins géographiques pour la reconstitution des débits dans les bassins non jaugés; McIntyre *et al.* (2005) ont considéré comme donneur des paramètres les 10 bassins jaugés similaires; Kay *et al.* (2006) se basent sur également 10 bassins, mais les plus proches du bassin cible.

Dans notre étude, les graphiques de la Figure 51 montrent qu'au-delà d'environ 30 voisins, les distances entre les bassins deviennent trop importantes (supérieures à 100 km). Pour optimiser les temps de calcul, tout en gardant un nombre significatif de voisins dans nos tests, le nombre de voisins a ainsi été réduit initialement à 30 bassins donneurs.

La Figure 54 présente les différents scores obtenus avec le transfert des paramètres de 1 à 30 voisins. Les résultats montrent que les valeurs médianes des scores se stabilisent après 10-15 voisins. Au delà de 15-20 voisins, certains scores montrent même une baisse de performance (NRMSE et CSI, par exemple).

La Figure 55 présente les diagrammes de précision de l'ensemble pour l'Armanche à Chessy-les-Prés (476 km²) pour le transfert des paramètres de 5 à 30 voisins. On constate que les précisions se dégradent fortement après 20 voisins.

Par conséquent, nous faisons ainsi le choix dans cette thèse de ne prendre en compte que les 20 voisins géographiques. Au-delà de ce nombre, les distances deviennent trop importantes. De plus, nos tests exploratoires ont montré une stagnation de la valeur des critères de qualité des prévisions autour de 10-20 voisins, avec même souvent une diminution des performances après 20 voisins.

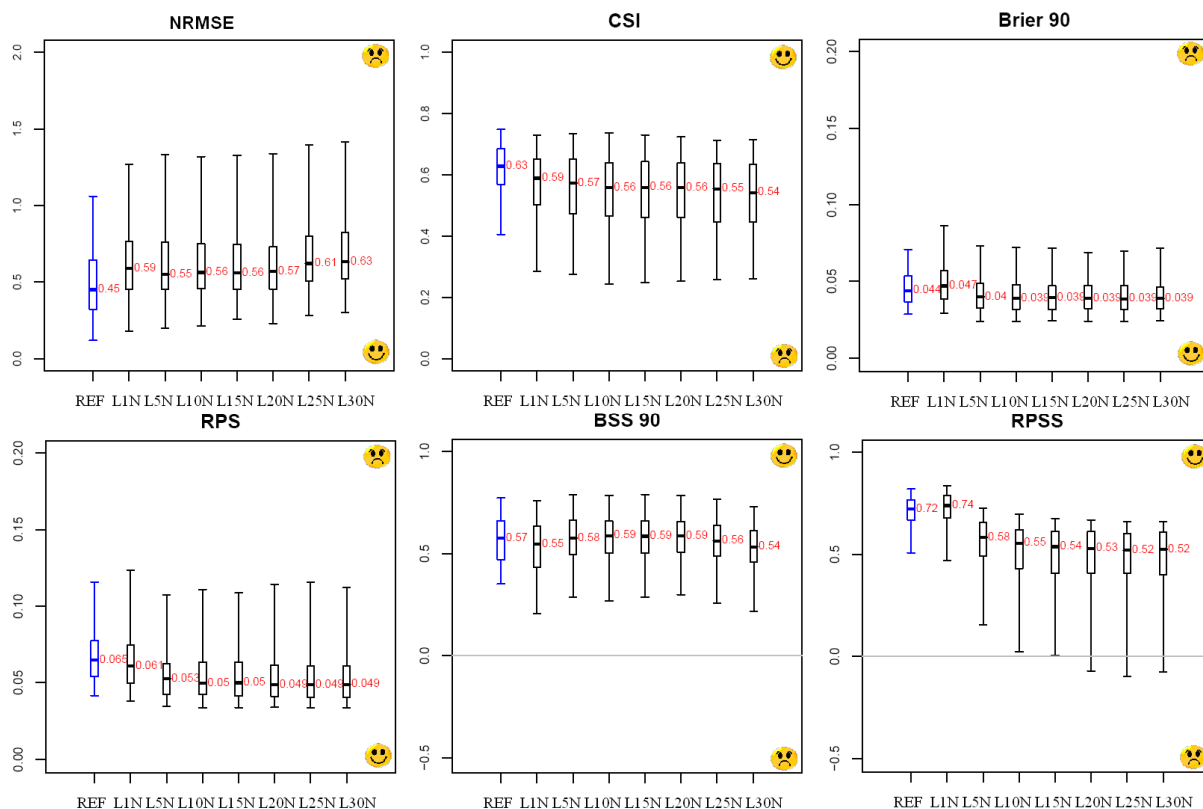


Figure 54 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS pour le test 1 et pour différents nombres de bassins voisins : 1 à 30 voisins (1N...à 30N). Les scores BSS90 et RPSS ont pour référence la climatologie. Les valeurs moyennes des scores commencent à se dégrader après 15 à 20 voisins

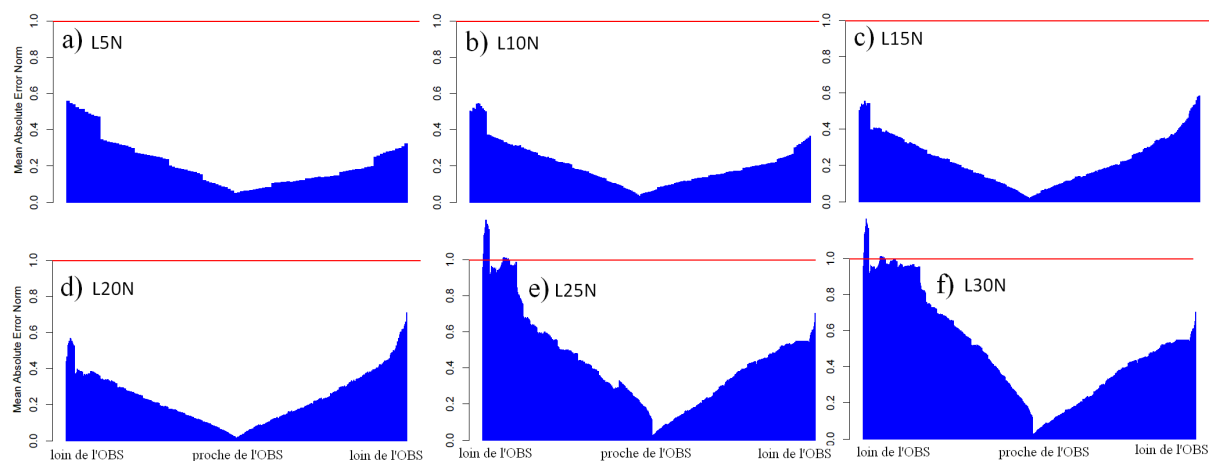


Figure 55 : Diagramme de précision du bassin l'Armanche à Chessy-les-Prés (476 km²) pour le test simulé avec les paramètres des voisins: a) 5 voisins; b) 10 voisins ; c) 15 voisins; d) 20 voisins; e) 25 voisins; f) 30 voisins. La mise à jour est locale.

5-4 Recherche d'une pondération du voisinage pour le transfert

Afin d'évaluer quelle serait la meilleure façon de transférer les jeux de paramètres des bassins voisins, nous avons simulé les bassins cibles non jaugés avec les jeux de paramètres des voisins (le meilleur voisin²⁰, les 1, 5, 10, 15, 20 voisins les plus proches) selon différents critères de pondération (géographique et selon la combinaison de plusieurs critères physiques). Le modèle est ici toujours mis à jour avec les données de débit locales (Test 1). La mise à jour est en effet gardée "locale" afin de distinguer les changements de performance au niveau de la simulation seule.

5-4-1 Transfert sans pondération

Lors d'un transfert sans pondération, les voisins apportent leurs jeux de paramètres de manière égale, sans qu'aucun poids spécifique ne soit attribué à chaque jeu, c'est ce que nous avons réalisé jusqu'ici. Ainsi chaque voisin contribue également pour former l'ensemble des prévisions du bassin cible non jaugé. Dans un premier temps, nous cherchons à savoir s'il existe une option de transfert des paramètres avec pondération qui affiche une performance supérieure aux autres. Ensuite, nous utiliserons les résultats obtenus pour les comparer aux résultats des transferts sans pondération.

5-4-2 Pondération des voisins

Dans ce paragraphe, nous essayons de tester différentes pondérations afin de donner plus ou moins une importance relative à chaque voisin. Nous réalisons pour cela (i) une pondération des voisins inversement proportionnelle à la distance géographique et (ii) une pondération selon les caractéristiques physiques.

- ***Une pondération des voisins selon l'inverse de la distance***

Dans ce paragraphe, nous montrerons les résultats en prenant uniquement en compte les paramètres issus de **10 voisins géographiques**. La contribution de chaque voisin n'est plus égale, mais est fonction de sa distance par rapport à la cible. Pour avoir le même nombre de membres sur tous les bassins versants, un nombre total de membres provenant de tous les donneurs est fixé : soit 110 membres, l'apport en nombre de membres de chacun des voisins étant proportionnel à sa distance au bassin non jaugé. Les bassins les plus proches contribuent plus largement que les bassins les plus éloignés géographiquement.

²⁰ Pour rappel, le meilleur voisin est le bassin voisin qui présente le critère le plus élevé en C2M/P lors de son calage, ou, en d'autres termes, celui dont la performance en calage est la meilleure parmi les autres voisins.

L'exemple de la Figure 56 illustre le principe de notre méthode : les croix représentent les voisins et le point jaune le bassin non jaugé. Les distances en km sont indiquées, dans cet exemple le nombre total de membres est pris égal à 7 membres. Par rapport de proportionnalité, le premier voisin (à 10 km) apporte 4 membres, le second (à 20 km) 2 membres et le dernier (se trouvant à 40 km) contribuerait à hauteur de 1 membre dans l'ensemble des membres de prévision. Pour résumer, la contribution de chaque voisin au nombre de membres final varie en fonction des distances géographiques des bassins voisins pour chaque cible. La Figure 56 permet uniquement d'illustrer la contribution de chaque voisin, seul le nombre de membres compte, le rang de ceux-ci par rapport à l'observation est arbitraire.

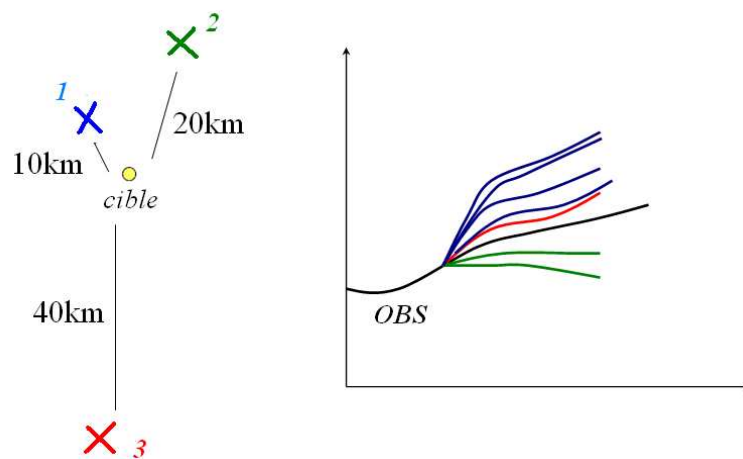


Figure 56 : Exemple de configuration d'un bassin cible (point jaune) et de ses 3 voisins géographiques (croix noirs). Les distances entre les cibles et les voisins sont indiquées. Le voisin le plus proche apporte plus de membres

La Figure 57 présente une comparaison des différents scores numériques entre l'ensemble pondéré ("pond") en ordonnée et non pondéré ("non pond") en abscisse. Les boîtes à moustaches représentent la distribution des scores pour les 211 bassins. L'ensemble des 110 membres issus des voisins géographiques sont alors ici évalués pour tous les bassins versants. Les différents scores montrent une stabilité entre les tests avec et sans pondération. Cependant, les scores de compétence probabilistes semblent montrer une préférence pour les tests non pondérés, surtout pour le score RPSS.

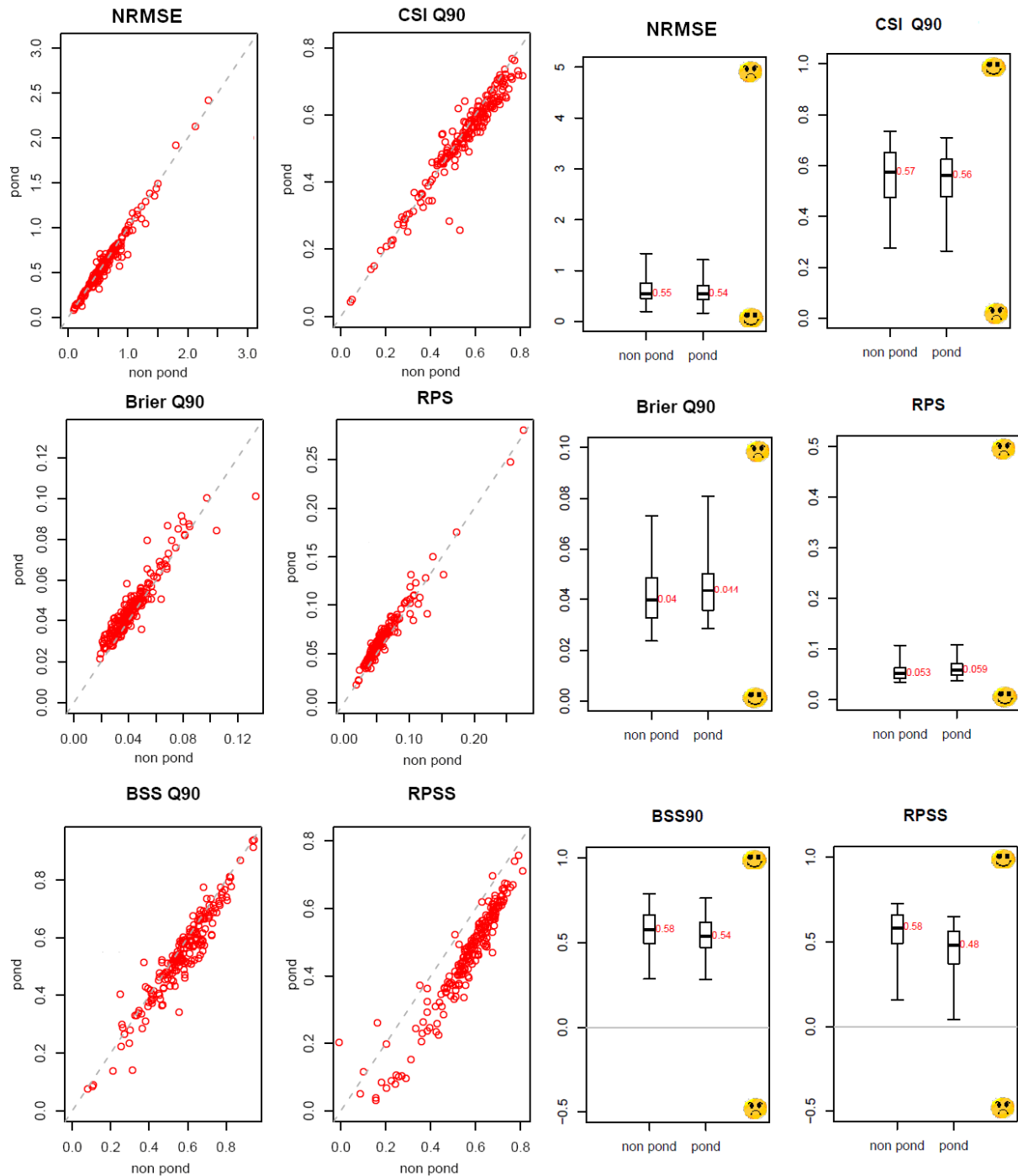


Figure 57 : Comparaison des scores entre le test avec les 5 voisins géographiques non pondérés ("non pond") et les 5 voisins pondérés ("pond") par rapport à la distance géographique au bassin cible. Les boîtes à moustaches indiquent la distribution des scores sur les 211 bassins versants.

- **Une pondération des voisins selon une distance physiographique**

Dans ce test, nous nous intéressons à la distance physiographique plutôt qu'à celle géographique. Cette distance physiographique est définie à partir de 8 caractéristiques physiques et climatiques (voir § 2-4-3). La distance que l'on appellera "distance physiographique" entre chaque le bassin cible et chaque donneur est donné par la formule (He et al., 2011) :

$$d_{cible,donneur,phys} = \sqrt{\sum_{i=1,J} w_i \left(\frac{X_{cible,i} - X_{donneur,i}}{\sigma_{xi}} \right)^2}$$

Équation 25

Où,

$X_{cible,i}$: valeur du descripteur physique i de la cible

$X_{donneur,i}$: valeur du descripteur physique i du donneur

I : nombre total de descripteurs considérés pour la pondération ($I=8$)

σ_{xi} : écart-type du descripteur i calculé sur tous les bassins versants

w_i : poids associé à chaque descripteur, ici nous considérons $w_i = 1$

Ainsi pour un bassin cible non jaugé, au lieu d'avoir 10 voisins géographiques, il a 10 voisins physiques. Notre méthode sous-entend que le même poids est donné à chaque descripteur à ce stade. La pondération intervient une fois les différents voisins définis et rangés (selon une distance décroissante). Les voisins sont alors pondérés de la même manière que pour la distance géographique, proportionnellement aux distances au bassin non jaugé: le bassin le plus similaire (dont la distance physiographique est faible par rapport au donneur) aura le plus de poids et contribuera avec plus de membre dans l'ensemble de prévisions.

La Figure 58 présente une comparaison entre les différents scores pour l'ensemble pondéré ("pond") en ordonnée et non pondéré ("non pond") en abscisse. Les boîtes à moustaches présentent la distribution des scores. Le calcul des différents scores n'a montré aucune amélioration significative en utilisant la pondération selon la distance physiographique. On note ainsi que le score NRMSE reste équivalent pour les tests avec et sans pondération. Les autres mesures de performances sont en général meilleures pour le cas où les paramètres des voisins sont pris en compte sans pondération. Ainsi, dans ce cas, la pondération selon les critères physiques n'apporte en général pas de gain pour les prévisions.

5-4-3 Synthèses sur la pondération du voisinage

Les pondérations des voisins selon une distance géographique (le bassin le plus proche a un poids plus important) et une distance basée sur les similarités physiques (le bassin considéré le plus similaire a un poids plus important) n'améliorent pas les performances par rapport à la situation où chaque voisin est considéré également, quel que soit sa distance au bassin cible. Par la suite, si un transfert de paramètre est requis dans les tests, la méthode parcimonieuse du transfert sans pondération sera celle retenue définitivement.

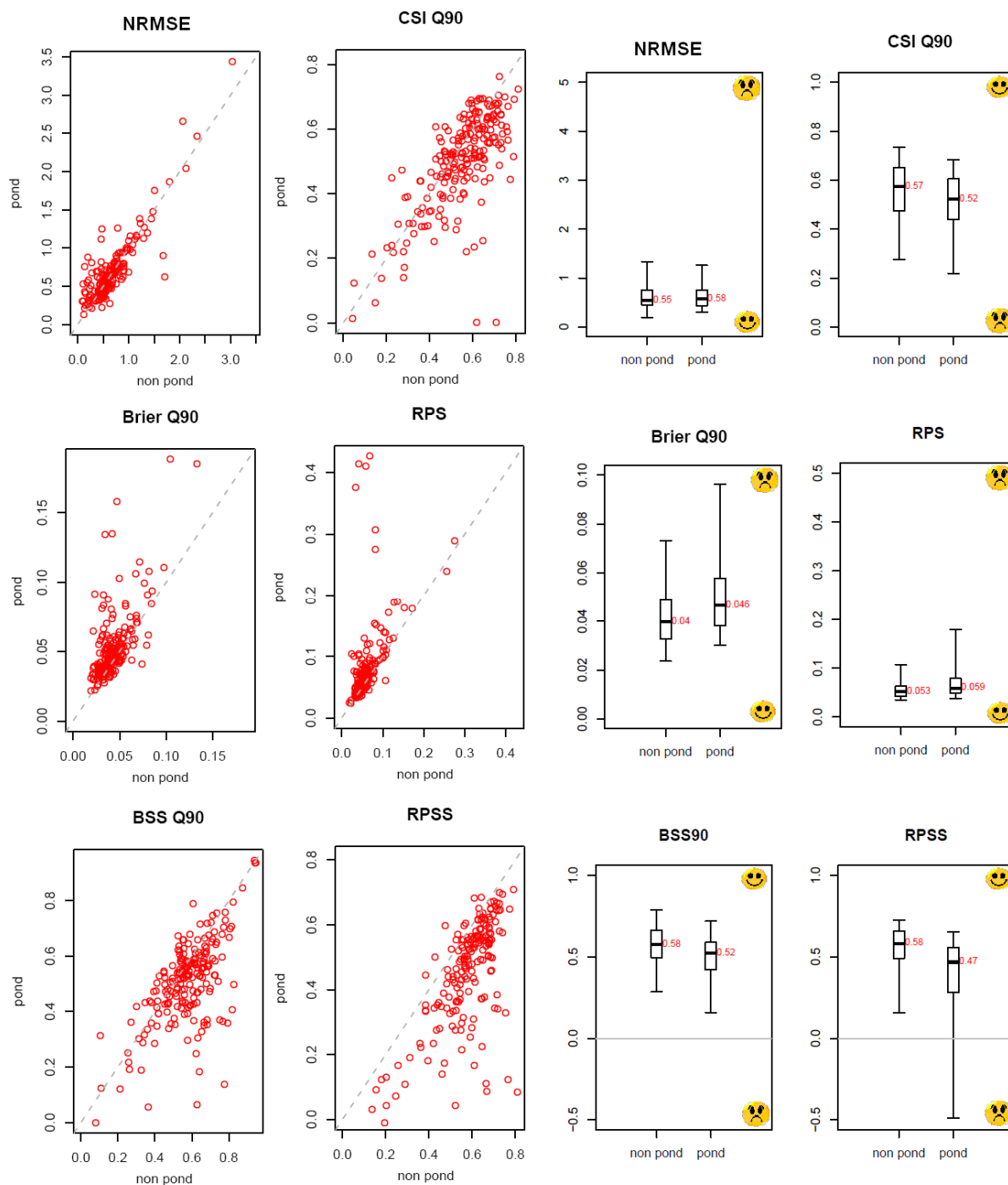


Figure 58 : Comparaison des scores entre le test avec les 5 voisins géographiques non pondérés ("non pond") et les 5 voisins pondérés ("pond") par rapport à la distance « physique » au bassin cible. Les boîtes à moustaches indiquent la distribution des scores sur les 211 bassins versants.

5-5 Impact du transfert de paramètres et des entrées de pluie

Après avoir défini les distances et la pondération à transférer vers un bassin non jaugé, on cherche dans cette partie, d'une part, à comparer les performances obtenues avec la pluie observée et la prévision d'ensemble, et d'autre part à mettre en évidence l'impact du changement de paramètres sur un bassin versant. Différentes combinaisons sont possibles et permettent de tirer quelques résultats.

La Figure 59 compare la référence (système jaugé) et le système non jaugé simulé avec les paramètres du voisin géographique le plus proche, pour les scores RMSE normalisés et le CSI. Les mêmes entrées de pluie observée sont utilisées en entrée du modèle hydrologique pour identifier les impacts de changement de paramètres, les modèles sont toujours mises à jour localement (LREF_PO et L1N_PO). On constate alors que les scores deviennent logiquement mauvais en situation non jaugée, ce même constat est valable pour le meilleur et les 5, 10, 15, 20 voisins (graphes non présentés). Par conséquent, on peut énoncer la conclusion selon laquelle le changement de paramètres dégrade les performances par rapport à la situation jaugée en RMSE normalisés et en CSI, quel que soit le jeu de paramètres utilisé (meilleur ou proches voisins) et même si la mise à jour est locale.

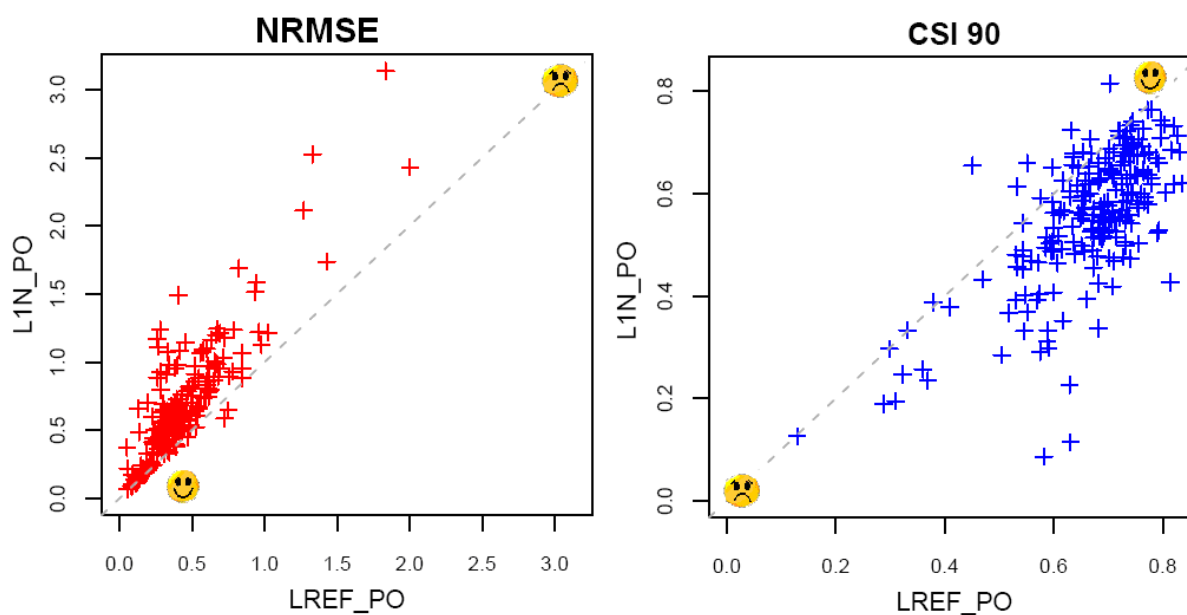


Figure 59 : NRMSE (gauche) et CSI (droite) des 211 bassins versants. Les pluies en entrée sont la pluie observée PO et la mise à jour est locale. En ordonnée : performance des prévisions avec les paramètres du voisin géographique le plus proche (L1N_PO); en abscisse : performance des prévisions en situation jaugée (LREF_PO)

La Figure 60 présente une comparaison entre deux systèmes non jaugés : les paramètres du voisin le plus proche permettent la simulation sur le bassin non jaugé, seules les entrées de pluie sont différentes, la pluie observée pour l'un et la prévision PEARP pour l'autre. On remarque que les performances sont presque équivalentes pour la pluie observée et la PEARP. Il en est de même pour le meilleur et les 5, 10, 15, 20 voisins (graphes non présentés).

Ces résultats montrent ainsi qu'avec les mêmes jeux de paramètres transposés, les performances de la PO et de la PE sont relativement proches sur le site cible non jaugé. Ce résultat nous pousse par la suite à ne garder que les prévisions PEARP dans la suite de ce travail, car dans notre démarche il est important de prendre en considération les incertitudes sur les données météorologiques.

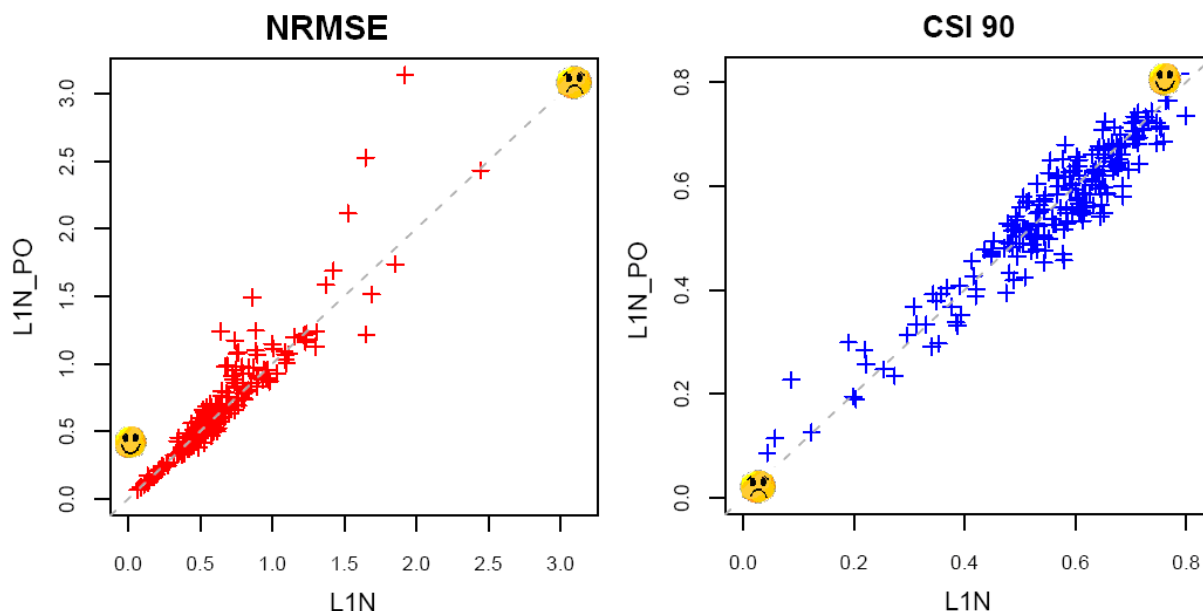


Figure 60 : NRMSE et CSI des 211 bassins versants. Les paramètres utilisés pour la simulation sont celui du plus proche voisin (L1N) et la mise à jour est locale. En ordonnée : performance des prévisions avec la pluie observée; en abscisse : performance des prévisions avec la PEARP

5-6 Recherche du meilleur donneur pour le transfert des paramètres

On cherche dans cette partie à définir le meilleur donneur de jeu de paramètres afin d'obtenir des bonnes prévisions. Pour ce faire, nous avons simulé les bassins cibles non jaugés avec différents jeux de paramètres des bassins voisins (le meilleur voisin, les 1, 5, 10, 15, 20 voisins les plus proches).

- **Evaluation des prévisions**

La Figure 61 montre la distribution des scores NRMSE et CSI sur les 211 bassins versants d'étude avec différents voisins donneurs de paramètres pour la simulation. Les boîtes à moustaches montrent que le meilleur voisin donne la plus mauvaise performance pour les deux scores considérés. Les NRMSE sont en moyenne plus faibles lorsque 5 bassins donneurs sont considérés. Pour le score CSI, les meilleurs scores sont attribués au bassin le plus proche, il décroît sensiblement lorsque 5 voisins donneurs sont considérés, puis reste stable après 10 bassins donneurs.

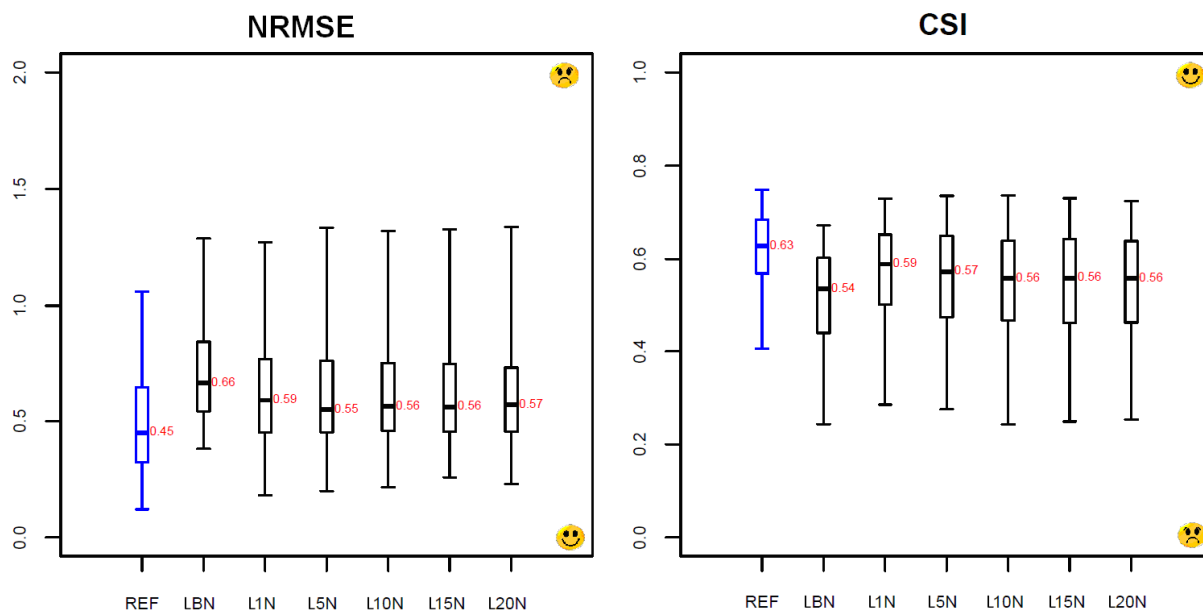


Figure 61 : NRMSE et CSI des 211 bassins versants en situation jaugée (REF) avec les paramètres des voisins en simulation et une mise à jour locale (LBN, L1N...L20N)

La Figure 62 présente les gains en scores probabilistes (Brier 90 et RPS) quand un transfert de paramètre est effectué par rapport à la situation de référence jaugée. Le graphique (Figure 62) montre une amélioration des gains quand plusieurs bassins sont donneurs de paramètres. Les tests réalisés avec le meilleur voisin sont en général négatifs, montrant que le transfert de son jeu de paramètres n'améliore pas le score probabiliste. Les tests avec 5 à 20 voisins donnent des résultats supérieurs et les médianes sont tous positifs pour le RPS. Pour le Brier 90, presque 75% des bassins ont des gains positifs à partir de 5 voisins géographiques.

Ces résultats signifient ainsi que l'utilisation des paramètres des 5 à 20 voisins donne en général des prévisions plus performantes que la situation de référence d'un point de vue probabiliste. En moyenne, 50% des bassins ont un gain positif pour le Brier 90, ce taux passe à 75% pour le RPS.

Les cartes de la Figure 63 présente les meilleurs donneurs pour chaque bassin versant. Les résultats suivants sont alors mis en évidence :

- les cartes NRMSE et CSI contiennent beaucoup plus de croix rouges et de points verts. Ceci nous permet de dire que les scores NRMSE et CSI favorisent le plus souvent le bassin le plus proche ou le meilleur voisin, aussi bien dans le nord de la France où la densité des bassins est importante, que dans le sud. On distingue également plus de meilleur voisin dans le sud.
- les cartes de Brier 90 et de RPS contiennent pratiquement que des symboles bleus. On peut alors conclure qu'en général, les scores probabilistes préfèrent l'option de plusieurs bassins voisins. Le nombre de voisins nécessaires au transfert de paramètre varie beaucoup pour chaque bassin et même pour des bassins très proches géographiquement.

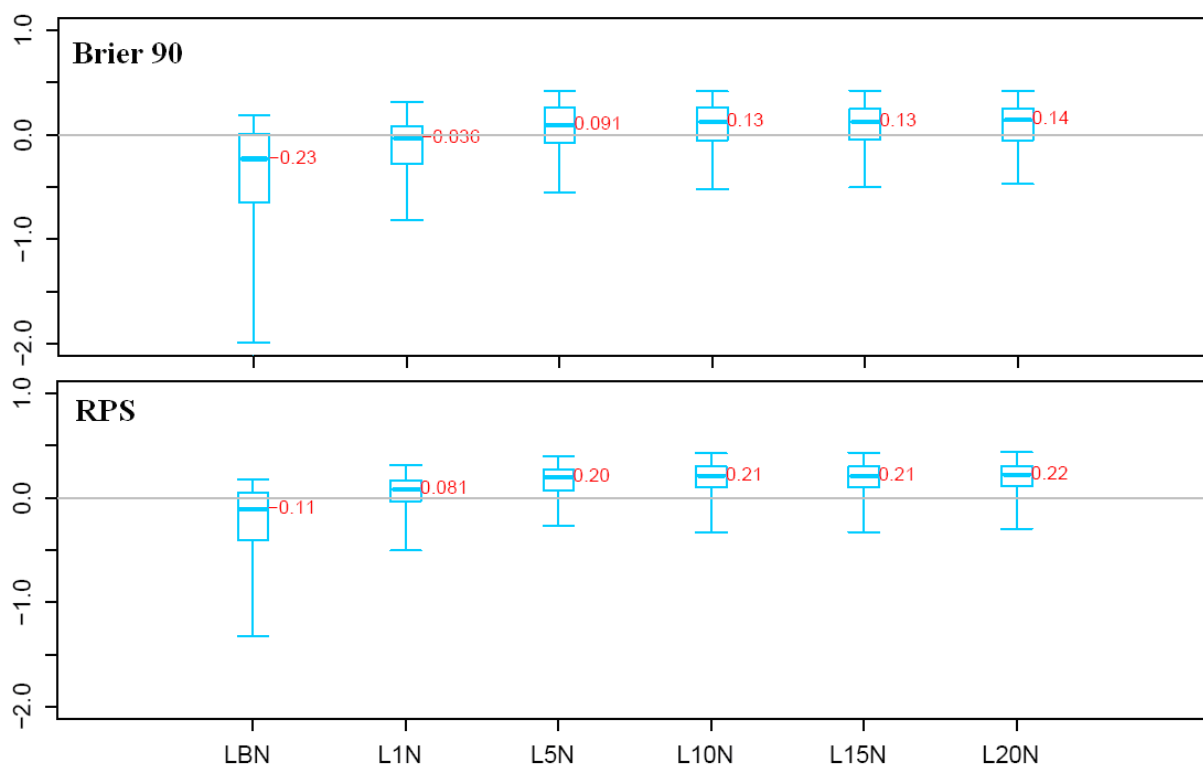


Figure 62 : Gain de performance du Brier 90 et du RPS entre la référence et les différents tests simulés avec les paramètres de voisins (LBN, L1N,...L20N). Les pluies en entrée sont les pluies d'ensemble PE

Les Figure 64 et Figure 65 présentent les diagrammes de PIT pour les bassins versants de l'Avre à Moreuil (619 km²) et l'Armançon à Tronchoy (1978 km²) en situation jaugée et avec l'utilisation des paramètres des 10 voisins géographiques. Les allures des diagrammes de fiabilité et du diagramme de probabilité cumulée montrent une amélioration de la fiabilité par rapport à la situation de référence : les histogrammes du milieu augmentent, et les probabilités cumulées se rapprochent de la première bissectrice.

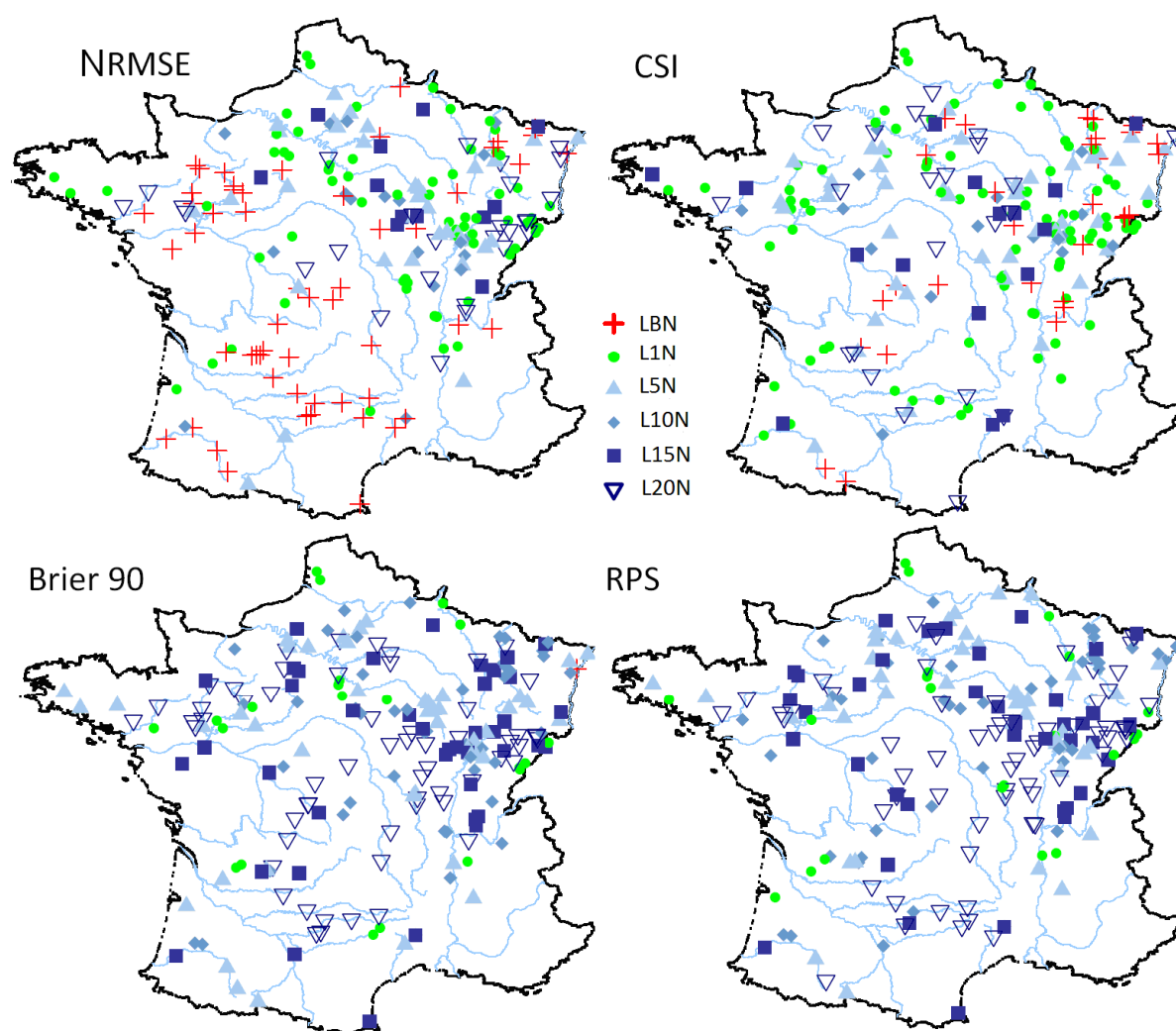


Figure 63 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleurs donneurs de paramètres parmi les voisins (LBN, L1N,...L20N) pour le modèle GRP, pour les scores NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS ; la mise à jour est locale

Les Figure 66 et Figure 67 montrent les évolutions des diagrammes de précision pour les deux mêmes bassins versants et comparé à la référence. On constate ainsi que les diagrammes de précision se dégradent fortement : les valeurs des MAE normalisés augmentent et le biais est plus prononcé par rapport à la référence. L'allure des diagrammes de précision en situation jaugée a montré que les membres étaient peu dispersés (peu de différences dans la hauteur des histogrammes), ici ce n'est plus le cas.

L'utilisation de plusieurs jeux de paramètres permet donc une amélioration de la fiabilité des prévisions car la dispersion est augmentée. Si cet état est bénéfique pour la fiabilité, elle l'est moins pour la précision des prévisions car l'amplitude des erreurs est plus importante.

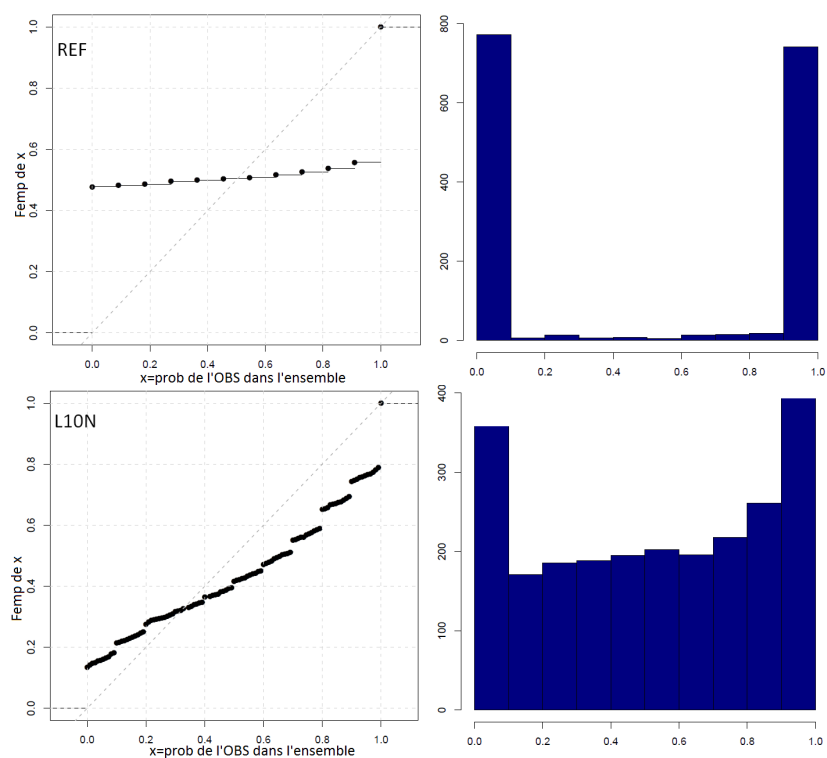


Figure 64 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin l'Avre à Moreuil (619 km²) en situation jaugée (haut, REF) et avec l'utilisation des paramètres des 10 voisins géographiques (bas, L10N)

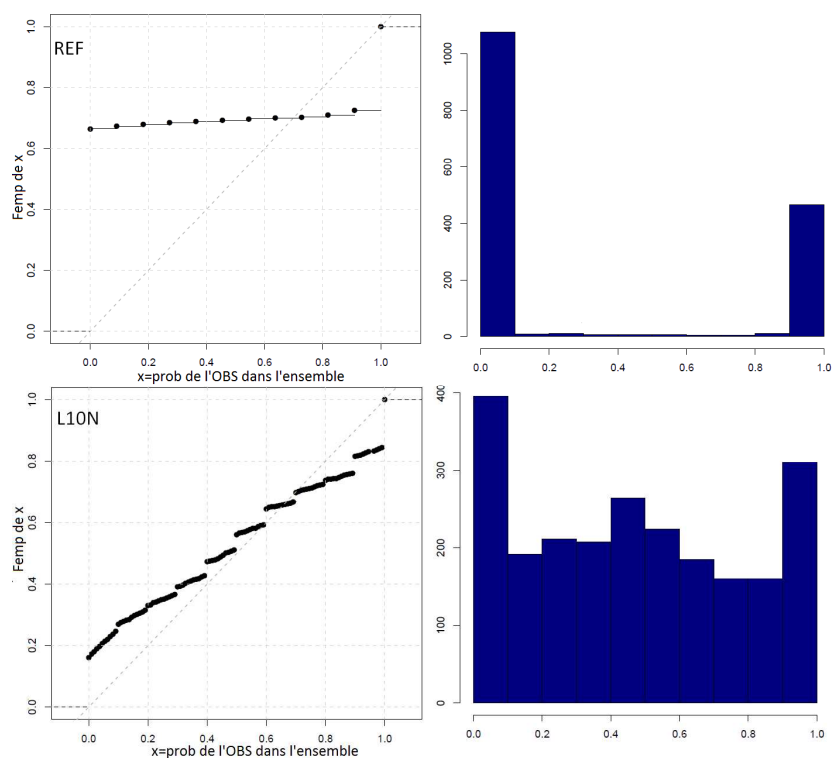


Figure 65 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin l'Armançon à Tronchoy (1978 km²) en situation jaugée (haut, REF) et avec l'utilisation des paramètres des 10 voisins géographiques (bas, L10N)

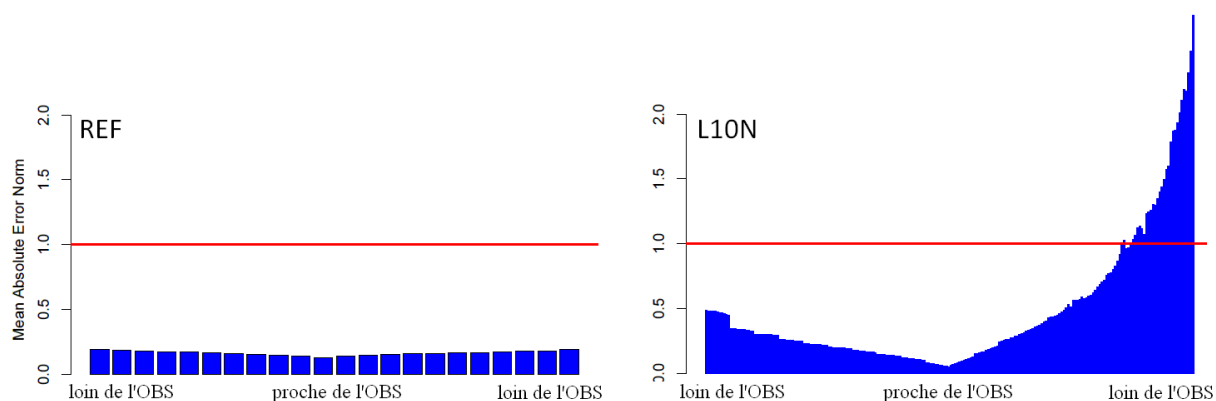


Figure 66 : Diagramme de précision d'ensemble pour le bassin l'Avre à Moreuil (619 km²). La référence jaugée (gauche, REF) et la situation non jaugée (droite, L10N) avec le transfert des paramètres des 10 voisins géographiques sont présentées

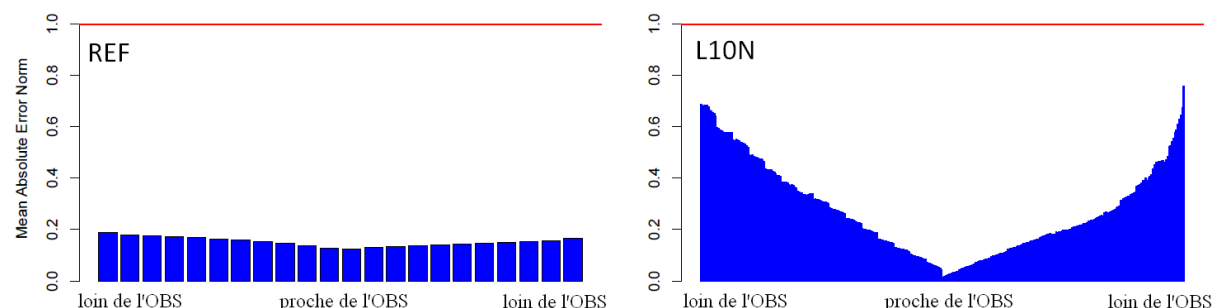


Figure 67 : Diagramme de précision d'ensemble pour le l'Armançon à Tronchoy (1978 km²). La référence jaugée (gauche, REF) et la situation non jaugée (droite, L10N) avec le transfert des paramètres des 10 voisins géographiques sont présentées

Un exemple d'évènement est présenté sur la Figure 68, un diagramme-hydrogramme pour l'évènement entre le 08 et le 10 décembre 2007 est illustré pour le bassin le Beuvron à Ouagne (264 km²). A gauche se présente les prévisions de la PEARP en situation jaugée avec 11 membres; à droite les prévisions issus des paramètres des voisins géographiques sont montrées.

- * Prévision du 06 décembre : les membres de la situation de référence n'arrivent pas à prévoir le dépassement du seuil à l'échéance 2, alors que 2 membres de la prévision en situation non jaugée dépassent le seuil Q90.
- * Prévision du 07 décembre : les membres de la situation de référence ne prévoit pas de dépassement de seuil pour la première échéance, mais prévoit ceci pour l'échéance 2. Les prévisions de la situation non jaugée arrivent à entourer l'observation pour les 2 échéances.
- * Prévision du 08 décembre : les membres de la situation de référence prévoit le débit observé pour la première échéance, à la seconde échéance, les différents membres n'atteignent pas le pic de crue. Pour la situation non jaugée, les prévisions sont plus dispersées : certains membres arrivent à atteindre le pic de crue à la deuxième échéance.

Cet évènement présenté n'est qu'un exemple sur un bassin versant, parmi tant d'autres, mais il illustre bien les différents apports des paramètres des voisins géographiques.

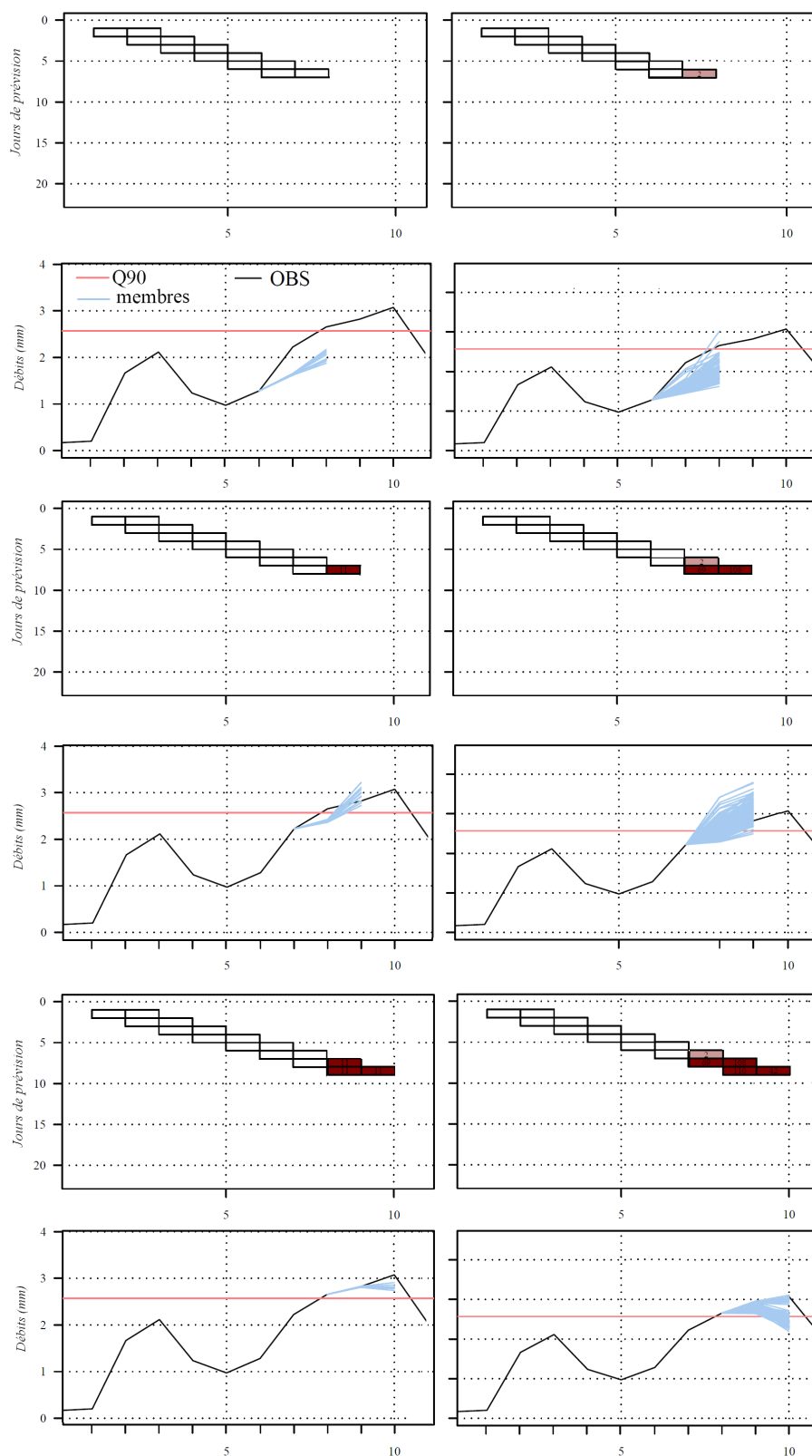


Figure 68 : Diagrammes-Hydrographes de crue pour le bassin le Beuvron à Ouagne (264 km²) pour l'évènement du 08 décembre 2007. Gauche : prévision en mode jaugé à 11 membres (REF), droite : prévisions avec les paramètres des 10 voisins géographiques (L10N)

- **Synthèse sur le choix du donneur de paramètre**

Nous avons montré dans cette évaluation des prévisions avec le modèle GRP, que les paramètres des voisins géographiques permettaient d'obtenir des prévisions de bonne qualité sur un bassin versant non jaugé.

En effet, même si les scores déterministes se dégradent en comparaison à la référence jaugée (ce qui est normal), ils restent relativement bons : CSI > 50% en moyenne, les RMSE normalisés ne dépassent pas 1.5 pour tous les bassins ($RMSE < 1.5 \times \text{moyenne des débits observés}$). Pour les scores probabilistes, la majorité des bassins ont un gain positif et donc surpassent la référence, notamment en termes de fiabilité, quand plusieurs jeux de paramètres sont utilisés en entrée du modèle. Ce résultat est confirmé au vue des meilleurs tests pour chaque bassin. En effet, les scores probabilistes (Brier 90 et RPS) préfèrent dans la majorité des cas, l'utilisation de plusieurs jeux de paramètres. Au contraire, au vue des scores déterministes, le plus proche et le meilleur voisin se présentent comme la meilleure option pour le transfert de paramètres. Ces résultats montrent donc un apport certain des paramètres des voisins géographiques en modélisation de bassins non jaugés.

Le score graphique de fiabilité confirme le gain positif obtenu pour les scores probabilistes (BS et RPS). En effet, les scores sont meilleurs que ceux de la référence de ce point de vue, car la fiabilité est améliorée avec l'utilisation des voisins. Ces derniers contribuent à expliquer l'incertitude prédictive des prévisions. L'utilisation des voisins influe donc sur la dispersion des membres. Comme nous avons vu dans la partie théorique d'évaluation de la prévision, cette amélioration de la fiabilité ne peut pas être juste imputée à l'augmentation du nombre de membres.

Cependant, même si cette fiabilité est améliorée, le système de prévision perd en précision : les valeurs des erreurs sont augmentées par rapport à la situation jaugée (ce qui est normal car les prévisions *in situ* sont naturellement les plus précises).

5-6 Application au modèle GR4J

Nous avons conclu avec le modèle GRP que le transfert des paramètres des voisins géographiques permettait d'améliorer la fiabilité des prévisions. Il est intéressant de vérifier ces conclusions sur un autre modèle, en l'occurrence le modèle GR4J, qui rappelons le, ne bénéficie pas de mise à jour. La même méthodologie que pour GRP est appliquée, à savoir :

- les paramètres calés avec GR4J sont considérés comme jeu de paramètres de référence sur le site cible supposé non jaugé ;
- la transposition des paramètres des 1, 5, 10, 15 et 20 voisins géographiques est effectuée vers le bassin non jaugé ;
- on réalise également une validation croisée pour mesurer les performances ;
- contrairement à GRP, aucune mise à jour locale n'est appliquée. Seules les simulations sont comparées.

- **Evaluation des prévisions**

La Figure 69 présente les valeurs des scores NRMSE et CSI lorsque les paramètres des 1 à 20 voisins sont utilisés pour simuler le modèle GR4J. La référence présentée est la situation jaugée où les bassins versants sont simulés avec leurs propres paramètres. Les résultats montrent que pour ces critères, tous les tests ont un score inférieur à la référence montrant que le transfert des paramètres nuit à la performance des prévisions.

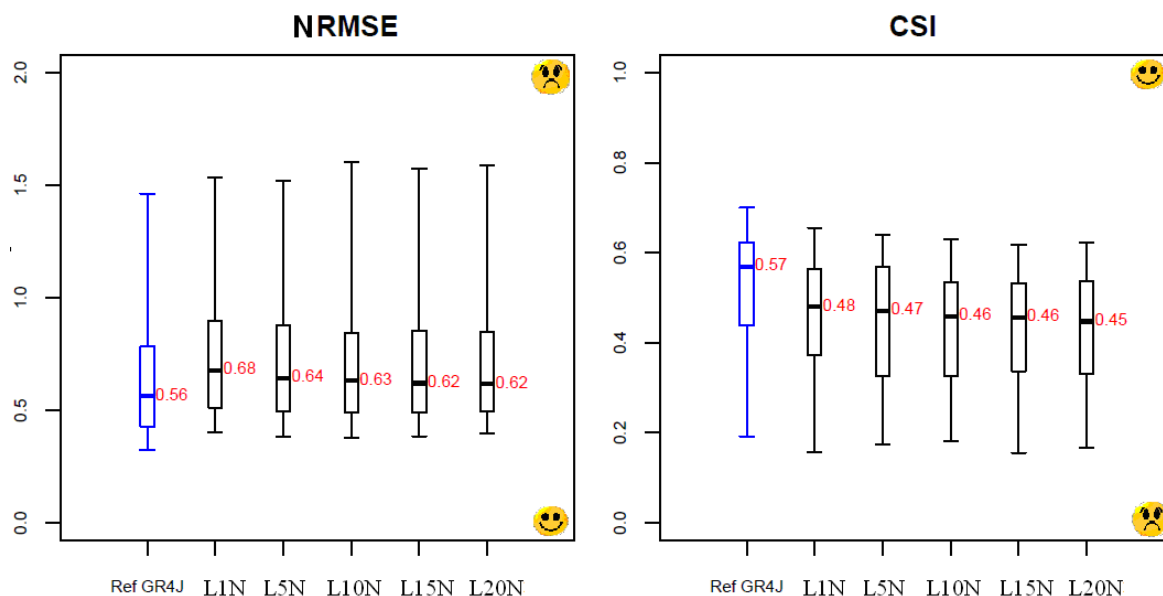


Figure 69 : NRMSE et CSI des 211 bassins en situation de référence jaugée (« Ref GR4J »), avec les paramètres des voisins (L1N...L20N) en simulation du modèle GR4J, les pluies en entrée sont la pluie d'ensemble PEARP

La Figure 70 illustre les gains entre la situation de référence et les cas où le modèle est simulé avec les paramètres des voisins. On observe ainsi un gain positif quand les paramètres de plusieurs voisins sont transposés, montrant que la situation de référence jaugée est surpassée lorsque les paramètres de plusieurs voisins sont transférés.

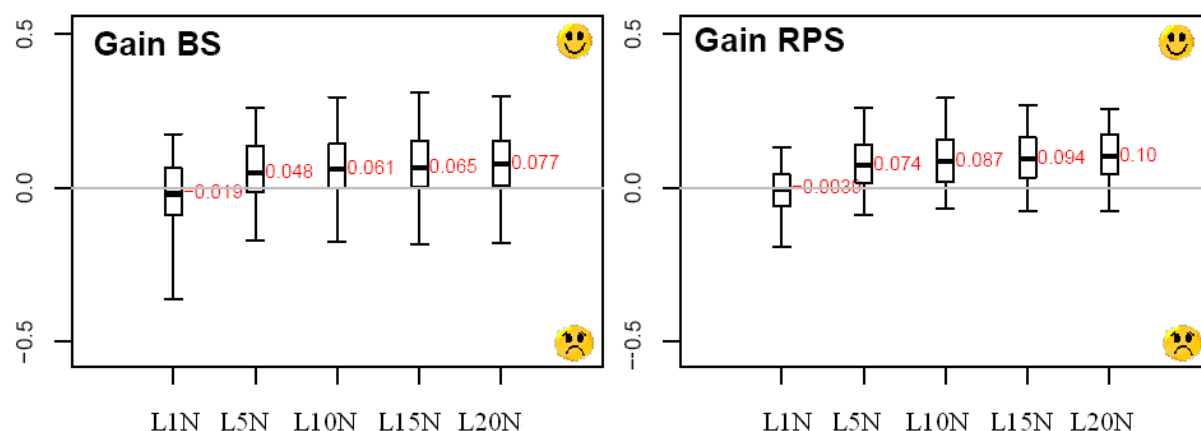


Figure 70 : Valeurs des gains entre la référence jaugée et l'utilisation des paramètres des voisins (L1N...L20N) pour le modèle GR4J, les pluies en entrée sont la pluie d'ensemble PEARP

Si les scores numériques permettent de visualiser la performance globale des tests, la Figure 71 présentant la carte des meilleurs scénarios pour chaque bassin versant permet de comparer les différents donneurs. Les résultats suivants peuvent être tirés:

- les cartes de la Figure 71 et représentant les scores NRMSE et CSI montrent souvent une préférence aux croix rouges et aux points verts. Ceci nous permet de dire que ces scores favorisent le plus souvent le bassin le plus proche ou le meilleur voisin, aussi bien dans le nord, que dans le sud de la France.
- à l'opposé, les scores probabilistes Brier 90 et RPS présentés indiquent plutôt l'option de plusieurs donneurs de paramètres. Le nombre de voisins nécessaires au transfert de paramètre varie beaucoup pour chaque bassin et même pour des bassins très proches géographiquement (Figure 71).

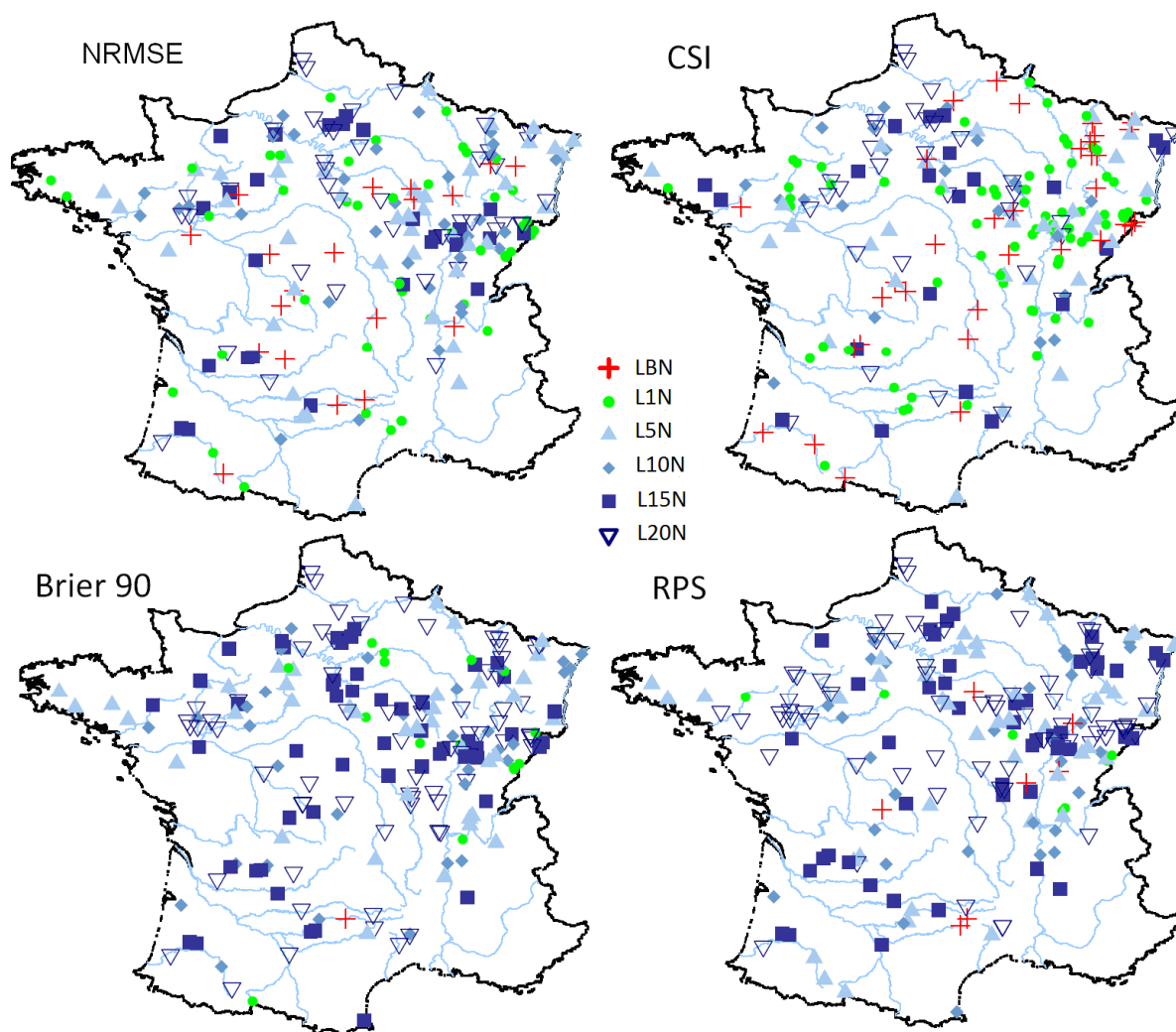


Figure 71 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleurs donneurs de paramètres parmi tous les voisins (LBN, L1N,...L20N) pour le modèle GR4J, pour les scores NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS ; la mise à jour est locale

Les Figure 72 et Figure 73 présentent les diagrammes de PIT pour les bassins versants de la Bruche à Holtzheim (676 km²) et la Sauer à Beinheim (502 km²) en situation jaugée et avec l'utilisation respectivement des paramètres des 10 et 15 voisins géographiques, modélisés avec le modèle GR4J. Les allures des diagrammes de fiabilité et du diagramme de probabilité cumulée montrent une amélioration de la fiabilité par rapport à la situation de référence : les histogrammes du milieu augmentent, et les probabilités cumulées se rapprochent de la première bissectrice.

Les Figure 74 et Figure 75 montrent les évolutions des diagrammes de précision pour les deux mêmes bassins versants et comparé à la référence jaugée. On constate logiquement qu'en situation non jaugée, les diagrammes de précision d'ensemble se dégradent car les membres sont plus éloignés de l'observation. La forme des diagrammes montre ceci car la différence entre les barres sont plus significatives.

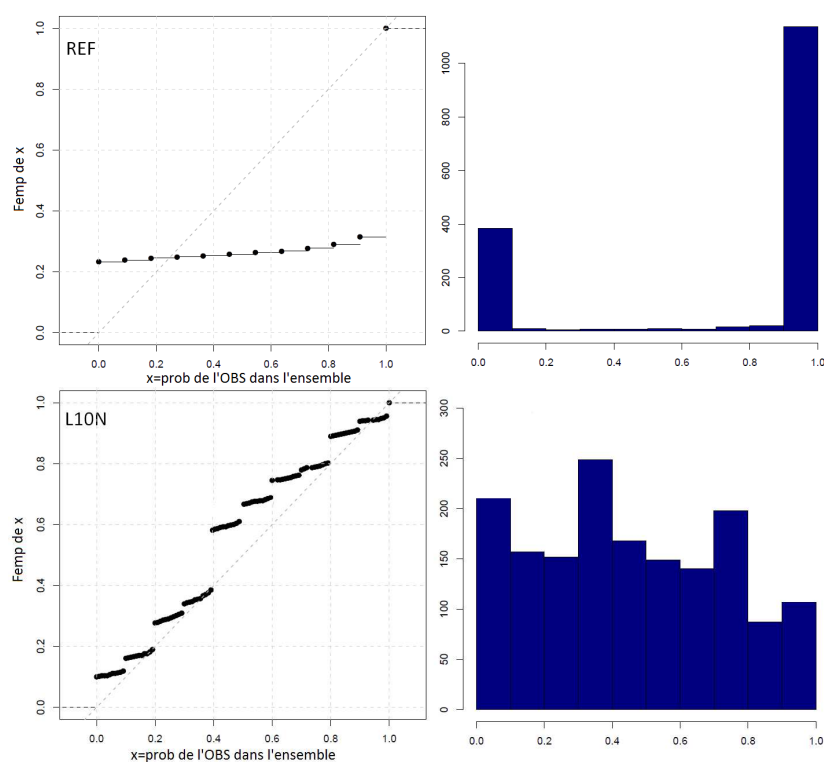


Figure 72 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin la Bruche à Holtzheim (676 km²) en situation jaugée (haut, REF) et avec l'utilisation des paramètres des 10 voisins géographiques (bas, L10N)

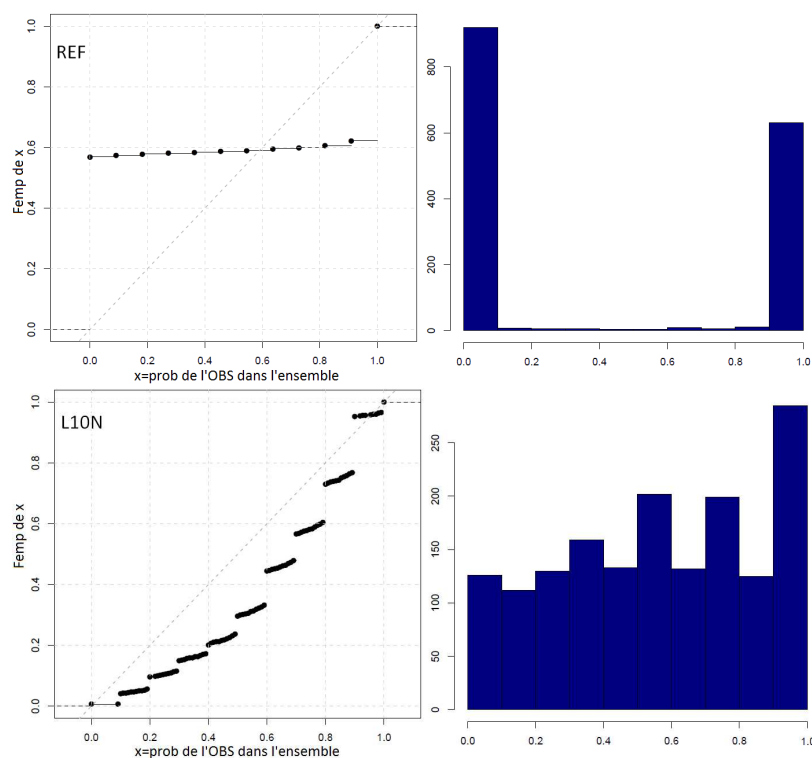


Figure 73 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin la Sauer à Beinheim (502 km²) en situation jaugée (haut, REF) et avec l'utilisation des paramètres des 10 voisins géographiques (bas, L10N)

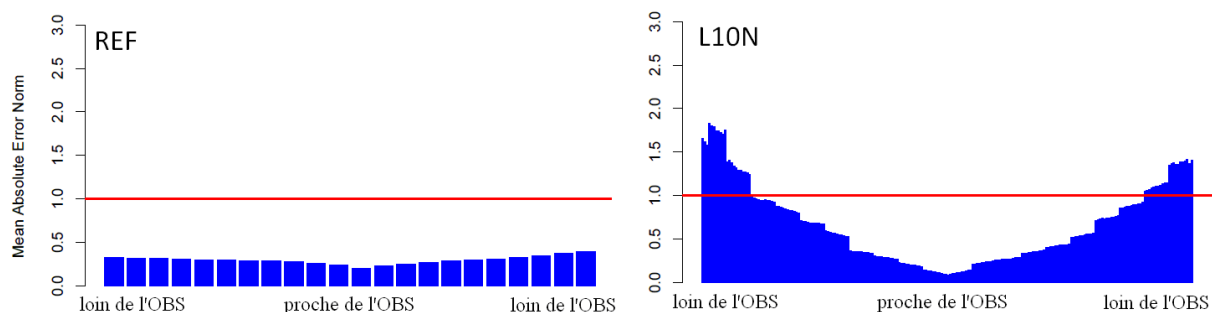


Figure 74 : Diagramme de précision d'ensemble pour le bassin la Bruche à Holtzheim (676 km²). La référence jaugée (gauche, REF) et la situation non jaugée avec le transfert des paramètres des 10 voisins géographiques (droite, L10N) sont présentées

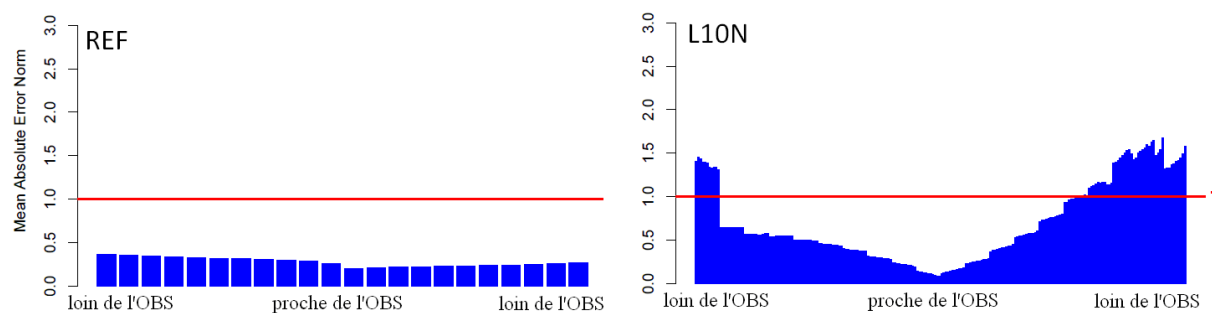


Figure 75 : Diagramme de précision d'ensemble pour la Sauer à Beinheim (502 km²). La référence jaugée (gauche, REF) et la situation non jaugée avec le transfert des paramètres des 10 voisins géographiques (droite, L10N) sont présentées

- **Conclusion sur GR4J**

Dans ce paragraphe, nous avons essayé d'appliquer le transfert des paramètres en situation non jaugée à GR4J. Les conclusions tirées des différentes mesures de performances montrent que naturellement, les erreurs augmentent en substituant les paramètres d'un bassin par celui de ses voisins, la précision d'ensemble est donc dégradée. Les scores probabilistes montrent une amélioration avec l'utilisation de voisins (à partir de 5 voisins), dévoilant une amélioration de la fiabilité. Ceci est confirmé par les diagrammes de fiabilité des bassins versants. Ces résultats rejoignent donc les résultats obtenus avec GRP sur l'amélioration de la fiabilité avec l'utilisation des paramètres voisins.

Il faut aussi souligner que le modèle GR4J utilisé dans cette partie de la thèse est non mise à jour. Nous avons cependant montré dans le Chapitre 3, l'importance de cette composante pour assurer la précision de la prévision d'ensemble.

La Figure 76 présente les évolutions des diagrammes de précision pour le bassin la Midouze à Campagne (2477 km²) avec les modèles GRP, GRP sans mise à jour et GR4J en situation jaugée. Les diagrammes de précision montrent des valeurs de MAE normalisés plus faibles pour les prévisions modélisées avec GRP alors que les valeurs des MAE de GRP sans mise à jour et de GR4J sont plus grandes. Ceci montre que GRP produit alors la meilleure précision.

La Figure 77 présente les évolutions des diagrammes de précision pour le bassin la Midouze à Campagne (2477 km²) avec les modèles GRP, GRP sans mise à jour et GR4J en situation non jaugée. Les modèles sont simulés avec les paramètres de 5 voisins géographiques. Les diagrammes de précision montrent logiquement des MAE normalisés plus élevées comparées à la référence jaugée. Le diagramme de GRP reste cependant le meilleur en termes de précision.

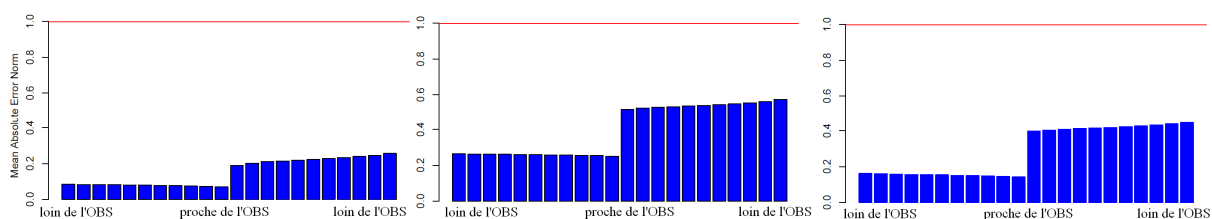


Figure 76 : Diagramme de précision d'ensemble pour la Midouze à Campagne (2477 km²) pour les situations jaugées mais modélisées avec a) GRP, b) GRP sans mise à jour, c) GR4J

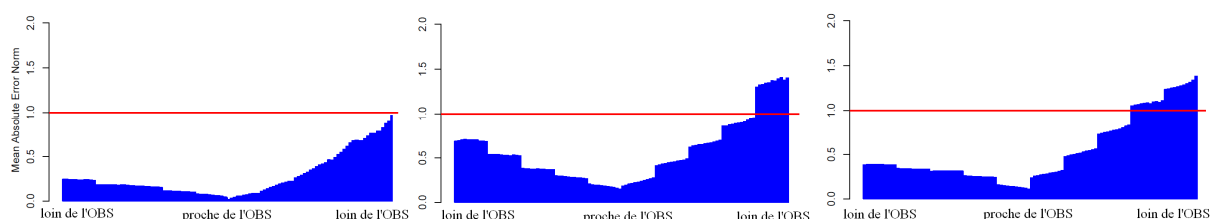


Figure 77 : Diagramme de précision d'ensemble pour la Midouze à Campagne (2477 km²) pour les situations non jaugées mais modélisées avec a) GRP, b) GRP sans mise à jour, c) GR4J. Les paramètres des 5 voisins géographiques sont utilisés pour simuler les 3 modèles

Nous avons confirmé ici ce que nous avons déjà mis en évidence dans l'évaluation des prévisions en situation jaugée (Chapitre 3), concernant l'importance de la mise à jour pour la précision de la prévision d'ensemble. L'exemple présenté sur le bassin versant est représentatif des précisions d'ensemble des 211 bassins versants. De plus, les hypothèses posées pendant la thèse, notamment sur les tests de mise à jour, nous poussent à garder uniquement le modèle où cette procédure est présente (donc GRP avec mise à jour). De plus, nous recherchons ensuite quelle information de mise à jour doit être transférée au bassin non jaugé (Chapitre 7).

5-7 Conclusion

Nous avons montré dans ce chapitre qu'utiliser la distance entre les exutoires ou la distance entre les centroïdes est presque équivalent dans les résultats de transfert de paramètres d'un bassin donneur vers un bassin cible. Nous faisons ainsi le choix de garder uniquement la distance entre les exutoires. Par ailleurs, les méthodes de pondération testées dans ce chapitre n'ont pas mis en évidence un gain pour la qualité des prévisions. Le transfert brut des paramètres sans pondération est alors l'option retenue.

Les calculs des scores ont montré un apport certain des paramètres des voisins géographiques en modélisation de bassins non jaugés. Ce transfert est "total" et "brut", c'est-à-dire, que le jeu de paramètres d'un voisin est transféré complètement et tel quel vers le bassin cible.

Les scores probabilistes ainsi que le diagramme de fiabilité ont permis de mettre en évidence que l'attribut "fiabilité" des prévisions est améliorée quand plusieurs bassins voisins géographiques donnent leurs jeux de paramètres, ceci est l'un des plus grands apports des transferts des informations à partir des bassins versants voisins. En effet, nous avons conclu dans les chapitres précédents qu'après le modèle hydrologique, les prévisions perdaient beaucoup de cette qualité, pourtant indispensable aux prévisions d'ensemble. Le recours aux paramètres des voisins géographiques permet donc d'améliorer fortement cet attribut de la qualité des prévisions. L'application des techniques de transfert sur un autre modèle, à savoir le modèle GR4J, a permis de confirmer ce gain en fiabilité des prévisions.

Jusqu'ici, nous avons observé que l'autre attribut des prévisions d'ensemble que l'on cherche à améliorer, à savoir la "précision d'ensemble", est fortement dégradé par les différents tests effectués de transfert de paramètres. Par ailleurs, nous avons mis en évidence dans les chapitres précédents que la mise à jour est la composante du système à toucher pour maximiser cet attribut. D'autres tests de transfert cette fois-ci sur la mise à jour, sont alors nécessaires pour chercher à augmenter la précision des prévisions d'ensemble dans les bassins non jaugés, et ce que nous allons traiter dans le Chapitre 7.

Dans la suite des différents tests, nous faisons le choix de garder uniquement les tests réalisés avec la prévision d'ensemble PEARP. En effet, évaluer une prévision déterministe (pluie observée et moyenne des membres) avec des critères probabilistes n'est pas cohérent (par définition même des scores), d'autant plus que nous privilégions cet aspect ensembliste dans cette thèse consacrée aux bassins non jaugés. Par ailleurs, dans la suite du rapport, nous ne ferons plus appel au meilleur voisin car les résultats n'ont pas montré de meilleurs résultats avec le transfert d'information de ce dernier par rapport au bassin le plus proche.

Chapitre 6 : Peut-on améliorer la fiabilité en raffinant la recherche de paramètres ?

6-1 Introduction

Nous avons vu dans le chapitre précédent que le transfert brut des paramètres permettait une amélioration de la fiabilité des prévisions. Ce transfert part d'une hypothèse simple, à savoir la proximité géographique. Dans ce chapitre, nous essayerons de réaliser d'autres tests basés cette fois-ci sur les caractéristiques physiques des bassins versants. Le but est d'exploiter ces données afin de faire ressortir les gains que l'on pourrait obtenir sur les attributs des bassins versants.

Notre démarche consiste à considérer uniquement les caractéristiques physiques dans la recherche de paramètres pour les bassins non jaugés. L'approche globale se base sur un large échantillon de bassins (plus de 750 bassins) et sera validée sur notre base de données principale, c'est-à-dire, les 211 bassins versants suivis tout le long de ce travail.

6-2 Représentation des scénarios testés



Tout le long de ce chapitre, le scénario testé est le Test 1 : bassin présentement jaugé = le modèle est simulé avec différents paramètres, mais la mise à jour est soit locale, soit aucune mise à jour n'est réalisée. Le modèle utilisé est le modèle GRP. Les données en entrée du modèle sont les prévisions d'ensemble PEARP. Les acronymes sont cités dans le Tableau 10.

6-3 Méthodologie adoptée

6-3-1 Régionalisation basée sur les caractéristiques physiques

Dans la littérature, la prise en compte des caractéristiques physiques des bassins versants est une approche fréquente dans la régionalisation. Même si le voisinage géographique seul nous a permis d'obtenir des prévisions de fiabilité améliorée, il est pertinent d'exploiter au mieux les données de caractéristiques morphologiques des bassins versants. L'approche choisie dans cette partie n'est pas l'approche classique souvent retrouvée dans la littérature consistant à relier chaque paramètre du bassin versant aux caractéristiques physiques du bassin versant. Ici, nous exploitons les caractéristiques physiques afin de créer des jeux de paramètres qui constitueront un système de prévisions d'ensemble.

Nous allons ainsi nous écarter de l'approche classique qui consiste à caler un jeu de paramètre par bassin versant : nous allons essayer de caler un jeu de paramètre pour un groupe de bassins versants. C'est à dire qu'on ne cherchera pas à optimiser une fonction objectif pour un bassin, mais une fonction objectif composée des erreurs de plusieurs bassins. La méthode de régionalisation adoptée dans est donc basée sur le calage simultané

des paramètres sur de nombreux bassins versants : c'est-à-dire, un seul jeu de paramètres est calé sur plusieurs bassins versants simultanément.

Tableau 10 : Définition des acronymes dans le cas présentement jaugé et avec la considération des caractéristiques physiques des bassins versant

Test	Acronymes	Mise à jour avec...	Paramètres
Test 1 : Bassin présentement jaugé			
Référence	REF	Données locales	Locaux
1 voisin	Géo1	Données locales	Voisin le plus proche
5 voisins	Géo5	Données locales	Jeu de 5 voisins géographiques
10 voisins	Géo10	Données locales	Jeu de 10 voisins géographiques
15 voisins	Géo15	Données locales	Jeu de 15 voisins géographiques
20 voisins	Géo20	Données locales	Jeu de 20 voisins géographiques
8 voisins	Géo8	Données locales	Jeu de 8 voisins géographiques
8 voisins	Phys8	Données locales	Calculés à partir de 8 caractéristiques physiques
	S	Données locales	Calculés à partir de la surface
	DD	Données locales	Calculés à partir de la densité de drainage
	Pente	Données locales	Calculés à partir de la pente
	Lhy	Données locales	Calculés à partir de la longueur hydraulique
	Itopo	Données locales	Calculés à partir de l'indice topographique
	Zbv	Données locales	Calculés à partir de l'altitude moyenne du bassin
	PM	Données locales	Calculés à partir de la pluie moyenne
	EM	Données locales	Calculés à partir de l'ETP moyen
	Add	Données locales	Combinaison additionnelle des paramètres
	Mult	Données locales	Combinaison multiplicative des paramètres

Les mêmes acronymes sont également gardés quand aucune mise à jour n'est réalisée, mais ceci sera indiqué dans le texte.

Les caractéristiques physiques choisies pour cette étude, sont celles calculées et validées à Irstea (elles sont décrites en détail dans § 2-4-3 :

- la surface S en km^2 ,
- la densité de drainage DD en km^2 , qui correspond en réalité à la surface des sources,
- la longueur hydraulique L_{hy} en km ,
- l'indice topographique I_{topo} ,
- la pente en %,
- l'altitude moyenne du bassin versant Z_{bv} en m ,
- la pluie moyenne annuelle PM en mm ,
- l'évapotranspiration moyenne EM en mm .

Les études antérieures de régionalisation comportaient deux étapes distinctes (voir Chapitre 1) : (i) une estimation des paramètres sur chaque bassin jaugé, puis (ii) la recherche d'une relation entre les paramètres du modèle et les caractéristiques physiques du bassin versant. Dans notre approche, nous avons pour objectif de traiter simultanément ces deux étapes au lieu de les réaliser indépendamment l'une de l'autre. Nous cherchons à caler en parallèle un jeu de paramètre unique sur des bassins d'une région avec pour double objectif d'optimiser la simulation des chroniques de débit et d'obtenir une "bonne" relation entre les paramètres du modèle hydrologique et les caractéristiques des bassins. Cette approche dite de "régression simultanée" est retrouvée dans les études de Fernandez *et al.*, (2000), Hundecha et Bardossy (2004) et de Parajka *et al.*, (2007).

Les différentes étapes suivies sont résumées ci-après pour faciliter la compréhension de la méthode. Elles sont par la suite décrites plus en détail dans les prochains paragraphes.

- Une base de données composée de 756 bassins versants indépendants est choisie pour mettre en place la méthode et pour définir les jeux de paramètres de départ,
- Un seul jeu de paramètre est calé pour les 756 bassins versants : ce jeu constitue le jeu de paramètre moyen sur toute la France,
- Les 756 bassins sont classés selon un descripteur physique : par exemple, les bassins sont classés selon les surfaces, du plus petit au plus grand bassin,
- Un classement est alors réalisé pour 8 descripteurs physiques,
- Les bassins classés sont ensuite divisés pour constituer 10 groupes, et on aura donc 10 jeux de paramètre. Mais la façon de composer les groupes pourra varier (selon les descripteurs) : on aura donc autant de fois 10 jeux de paramètres que l'on a de façon de constituer les groupes. Prenons un exemple : on peut constituer des groupes selon la taille du bassin versant : dans le premier groupe seront les plus petits... et dans le dixième les plus grands. Chacun des dix jeux de paramètres traduira donc l'influence de la taille du bassin versant sur la valeur des paramètres.
- Un calage simultané est réalisé pour chaque groupe,
- A ce stade, chaque groupe possède donc un jeu de paramètre et une performance en calage,
- La validation est alors réalisée sur les 211 bassins versants : d'abord en créant un ensemble de jeu de paramètre selon tous les descripteurs et ensuite, en combinant les jeux de paramètres obtenus,
- Les prévisions issues de ces jeux de paramètres sont ensuite évaluées et comparées aux paramètres des voisins géographiques.

6-3-2 Partir d'une plus large base de données pour le calage

Nous commençons les traitements à partir d'une large base de données indépendante (756 bassins) afin de pouvoir valider notre approche sur les 211 bassins versants d'étude de cette thèse. Un jeu de paramètre unique est donc calé sur l'ensemble de ces 756 bassins versants : en pratique, cela signifie que l'on cherche un jeu de paramètre unique qui serait optimal pour tous les bassins versants. Ce jeu de paramètres représente donc le jeu de paramètres moyen calculé sur toute la base de 756 bassins versants. Les résultats obtenus pour les trois paramètres du modèle de prévision GRP sont présentés dans le Tableau 11. Le calage est effectué selon la fonction objective C2M/P. Le calage est effectué avec mise à jour, et avec la pluie observée en entrée du modèle GRP.

Tableau 11 : Jeu de paramètres unique du modèle GRP calés sur les 756 bassins et valeur du C2M/P

X1	0.77
X2 (mm)	149.90
X3 (jours)	2.23
Valeur du C2M/P	41.50

Les performances globales pour chaque descripteur sont présentées dans le Tableau 12. On constate que les valeurs des C2M/P sont assez proches pour tous les descripteurs.

Tableau 12 : Valeurs globaux des C2M/P pour chaque descripteur sur les 10 catégories

Descripteurs	C2M/P global pour chaque descripteur
S	41.81
DD	42.46
Pente	42.14
Lhy	41.74
Indice topo	41.91
Zbv	42.12
Pluie moyenne	42.48
ETP moyenne	42.33

6-3-3 Mise en place des groupes selon chaque descripteur

Pour chaque descripteur, les 756 bassins sont ensuite classés dans différents groupes. Nous avons retenu aléatoirement 10 groupes. Un jeu de paramètres unique est ensuite calé pour chaque descripteur et pour chaque groupe.

Un premier essai de classification des bassins est alors entrepris. Les bassins versants sont regroupés selon les variables explicatives (descripteurs du bassin versant) et sont ensuite répartis en 10 groupes de taille égale. En voulant garder le même nombre de bassins versants dans chaque groupe, on constate une mauvaise distribution des valeurs du

descripteur dans chaque groupe. Une amélioration des performances est constatée avec une autre classification des bassins, où on cherche à définir de manière plus cohérente les bornes de chaque groupe, en veillant par ailleurs à avoir toujours assez de bassins dans chaque groupe. Un jeu de paramètre est calé pour chacun des groupes de bassins avec la nouvelle classification et leur performance en C2M/P est mesurée. Le Tableau 13 représente l'interprétation sur le classement des bassins versants. En effet, chaque grandeur physique considérée possède son unité et l'interprétation du classement en dépend.

Tableau 13 : Interprétation du classement des bassins par groupe pour les différents descripteurs étudiés

Descripteurs	Interprétation du classement des bassins par ordre croissant des valeurs des descripteurs
Surface	du plus petit aux plus grands bassins
DD	du bassin le plus drainé aux bassins les moins drainés
Pente	du bassin aux pentes faibles aux bassins aux pentes plus marquées
Lhy	du bassin à la plus courte longueur hydraulique aux plus longues
Indice topo	du bassin à plus faible surface de zones humides vers les bassins à une forte probabilité de présence de zones humides
Zbv	du bassin à faible altitude moyenne aux bassins situés plus en altitude
Pluie moyenne	du bassin à faible pluie moyenne vers les bassins plus humides
ETP moyenne	du bassin à faible ETP moyenne vers les bassins à forte ETP moyenne

6-3-4 Calage de paramètre unique pour chaque groupe

A ce stade, on obtient un jeu de paramètres unique pour chaque groupe (on compte 10 groupes) et pour chaque descripteur, en réalisant un calage simultané des bassins qui se trouvent dans un même groupe. Cela signifie que chaque groupe composé de différents bassins versants possède un jeu de paramètre optimal.

L'évolution des valeurs de C2M/P en calage pour chaque groupe est présentée dans la Figure 78, selon chacun des descripteurs physiques (les points rouges des graphiques représentent ainsi la valeur du C2MP pour les bassins versants regroupés dans un groupe). Le C2M/P global est aussi représenté sous forme de points noirs et de traits gris.

Parmi tous les descripteurs, on distingue une tendance à l'amélioration des performances avec la surface, la longueur hydraulique et l'indice topographique des bassins versants. Ces résultats nous permettent de conclure que les performances du modèle en simulation sont supérieures pour les grands bassins et à forte présence de zones humides.

La Figure 79 représente les évolutions des paramètres du modèle GRP pour les 10 groupes mises en place et pour deux descripteurs : la surface et la pente. Les points noirs représentent les valeurs des paramètres calés sur l'ensemble des bassins versants et chaque point bleu représente la valeur du paramètre pour les bassins appartenant à un même groupe. Nous n'avons pas présenté tous les autres descripteurs pour une meilleure lecture des figures. Cependant, les conclusions restent les mêmes quel que soit le descripteur

considéré : seul le paramètre X3 (durée caractéristique de l'hydrogramme unitaire) semble avoir une évolution notable selon les différents groupes. Le Tableau 14 résume les évolutions constatées des paramètres selon les différents descripteurs physiques étudiés.

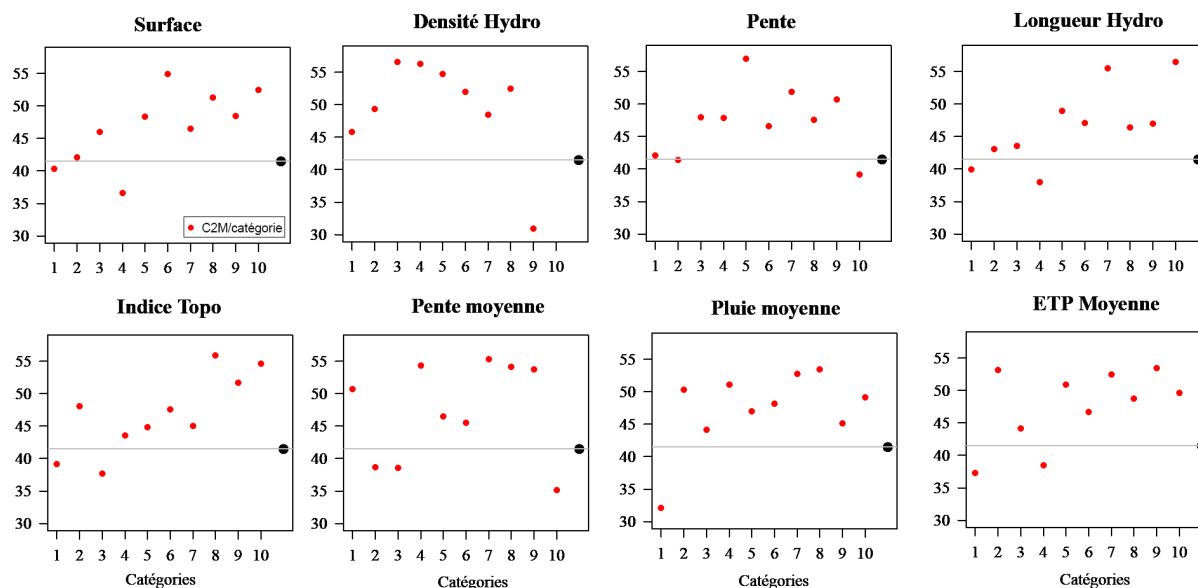


Figure 78 : Evolution des valeurs des C2M/P pour chaque classement selon les différents descripteurs physiographiques des bassins versants. Les 10 groupes sont représentés en abscisses. Les points rouges représentent les valeurs des C2M/P pour chaque groupe, le trait gris est le C2M/P global calculé sur 756 bassins.

Tableau 14 : Tendance des évolutions des paramètres avec les catégories des descripteurs

Descripteurs	X1	X2	X3
Surface	Pas de tendance	Pas de tendance	Augmente avec la surface
DD	Diminue avec DD	Pas de tendance	Pas de tendance
Pente	Augmente légèrement avec la pente	Pas de tendance	Pas de tendance
Lhy	Pas de tendance	Pas de tendance	Augmente avec la surface
Indice topo	Pas de tendance	Pas de tendance	Augmente légèrement avec la surface
Zbv	Pas de tendance	Pas de tendance	Pas de tendance
Pluie moyenne	Pas de tendance	Pas de tendance	Diminue légèrement avec la surface
ETP moyenne	Diminue légèrement avec l'ETP	Diminue avec l'ETP	Augmente légèrement avec la surface

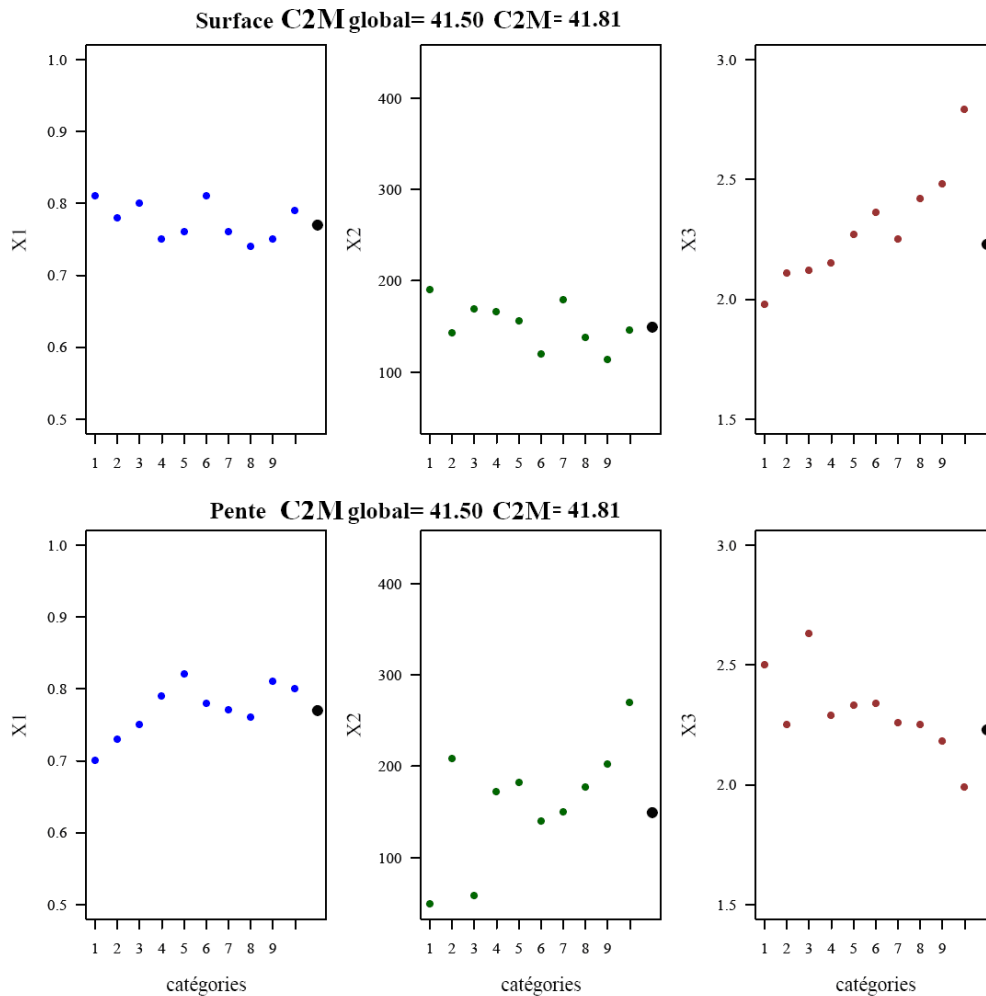


Figure 79 : Evolution des paramètres de GRP selon les différents groupes. Les descripteurs présentés sont la surface (haut) et la pente du bassin versant (bas).

6-4 Validation sur les 211 bassins

6-4-1 Procédure de validation

Une fois les paramètres pour chaque groupe et selon chaque descripteur définis, la validation peut être réalisée sur les 211 bassins versants. Pour ce faire, deux méthodes sont appliquées :

- créer un ensemble de jeux de paramètres pour chaque bassin versant : chaque jeu de paramètre est fonction du groupe dans laquelle le bassin se trouve pour chaque descripteur. Par exemple, si le bassin X se trouve dans le groupe Y selon le classement de la surface : son premier jeu de paramètre sera celui défini pour le groupe Y, et ainsi de suite pour les 8 descripteurs. Ainsi, chaque bassin versant aura autant de jeu de paramètres que de descripteurs physiques (8 dans notre cas).

- construire un paramètre réduit à partir du paramètre global pour chaque bassin versant, selon d'abord, (i) une approche additive, c'est-à-dire en combinant les paramètres obtenus à partir de chaque descripteur par la somme, puis (ii) une approche multiplicative. Soit par exemple pour le paramètre X_1 :

$$(i) X_1(bv) = \bar{X}_1 + \sum_{i=1}^I [\hat{X}_1^i(bv) - \bar{X}_1]$$

Équation 26

$$(ii) X_1(bv) = \bar{X}_1 \times \prod_{i=1}^I \left(\frac{\hat{X}_1^i}{\bar{X}_1} \right)$$

Équation 27

Où :

$X_1(bv)$: Paramètre X_1 réduit pour le bassin bv

$\bar{X}_1$: Paramètre moyen global calculé sur la base des 756 bassins

I : Nombre total de descripteur pris en compte (8 dans notre cas)

$\hat{X}_1^i(bv)$: Paramètre X_1 estimé à partir du descripteur i pour le bassin bv

6-4-2 Ensemble constitué par les 8 descripteurs physiques

Nous commençons par évaluer l'ensemble des prévisions issu des paramètres obtenus grâce aux caractéristiques physiques comme un ensemble constitué de 8 X 11 membres (8 caractéristiques X 11 scénarios de pluie). Il est ensuite comparé aux prévisions issues de 8 voisins géographiques afin de rester cohérent dans le nombre de membres comparé. Ensuite, les prévisions issues des différents jeux de paramètres obtenus grâce à chaque descripteur sont comparées aux voisins géographiques proches.

Pour mettre en évidence les différences de performances, nous gardons la même mise à jour pour les modèles.

- ***Comparaison des scores des prévisions obtenues avec les paramètres de 8 voisins géographiques et 8 voisins physiographiques : mise à jour locale du modèle.***

La première étape consiste à comparer les ensembles composés de 88 membres obtenus grâce aux paramètres obtenus avec les caractéristiques physiques "Phys8" avec les prévisions obtenues grâce aux paramètres des 8 voisins géographiques "Géo8". Nous avons gardé le nombre 8 afin de garder le même nombre de prévisions dans la comparaison.

La Figure 80 compare les différents scores entre les voisins géographiques et les voisins que l'on nommera "physiques"(par abus de langage). Les statistiques des scores calculés sur les 211 bassins montrent une performance globale assez proche, avec une légère supériorité des paramètres du voisinage géographique, sauf pour le score NRMSE, où et les paramètres "physiques" donnent de plus faibles erreurs, et le score CSI où les médianes sont très proches.

Les cartes de la Figure 81 présentent les meilleures performances pour chaque bassin versant. Les annotations en-dessous de chaque carte présentent le nombre de croix (pour les voisins géographiques) ou de points (pour les voisins physiographiques). Les résultats montrent que les meilleures performances sont attribuées le plus de fois aux caractéristiques physiques pour le NRMSE. On constate pour ce score que les voisins géographiques dominant dans la région où la densité de bassins est plus importante, et les caractéristiques physiques dominant, où les voisins sont plus éloignés. Pour le score CSI, les performances sont très proches (107 bassins pour le voisinage géographique contre 104 pour les paramètres issus des voisins physiques). Les scores probabilistes montrent une dominance des voisins géographiques.

La visualisation de la Figure 82, qui compare les scores montre cependant que les différences entre les deux tests ici réalisées sont très faibles sauf pour quelques bassins versants, où les paramètres issus des voisins physiques sont supérieurs, notamment pour les scores NRMSE et le CSI. Pour les scores Brier 90 et RPS, on distingue un avantage pour les voisins géographiques sur beaucoup de bassins.

La Figure 83 présente les meilleures performances en considérant individuellement les paramètres issus de chaque descripteur. Les annotations en-dessous de chaque carte présente le nombre de fois où un jeu de paramètre est supérieur aux autres (ils sont repris en note de bas de page pour faciliter la lecture). On constate alors une légère supériorité du jeu de paramètres calés par rapport à la surface, comparé aux autres caractéristiques physiques. Les cartes montrent aussi que les meilleures performances sont attribuées le plus souvent soit aux jeux de paramètres du plus proche voisin géographique, soit aux jeux de paramètres physiographiques calés par rapport à la surface pour les scores NRMSE et CSI. Les scores probabilistes montrent une supériorité lorsque plusieurs voisins géographiques sont donneurs de paramètres.

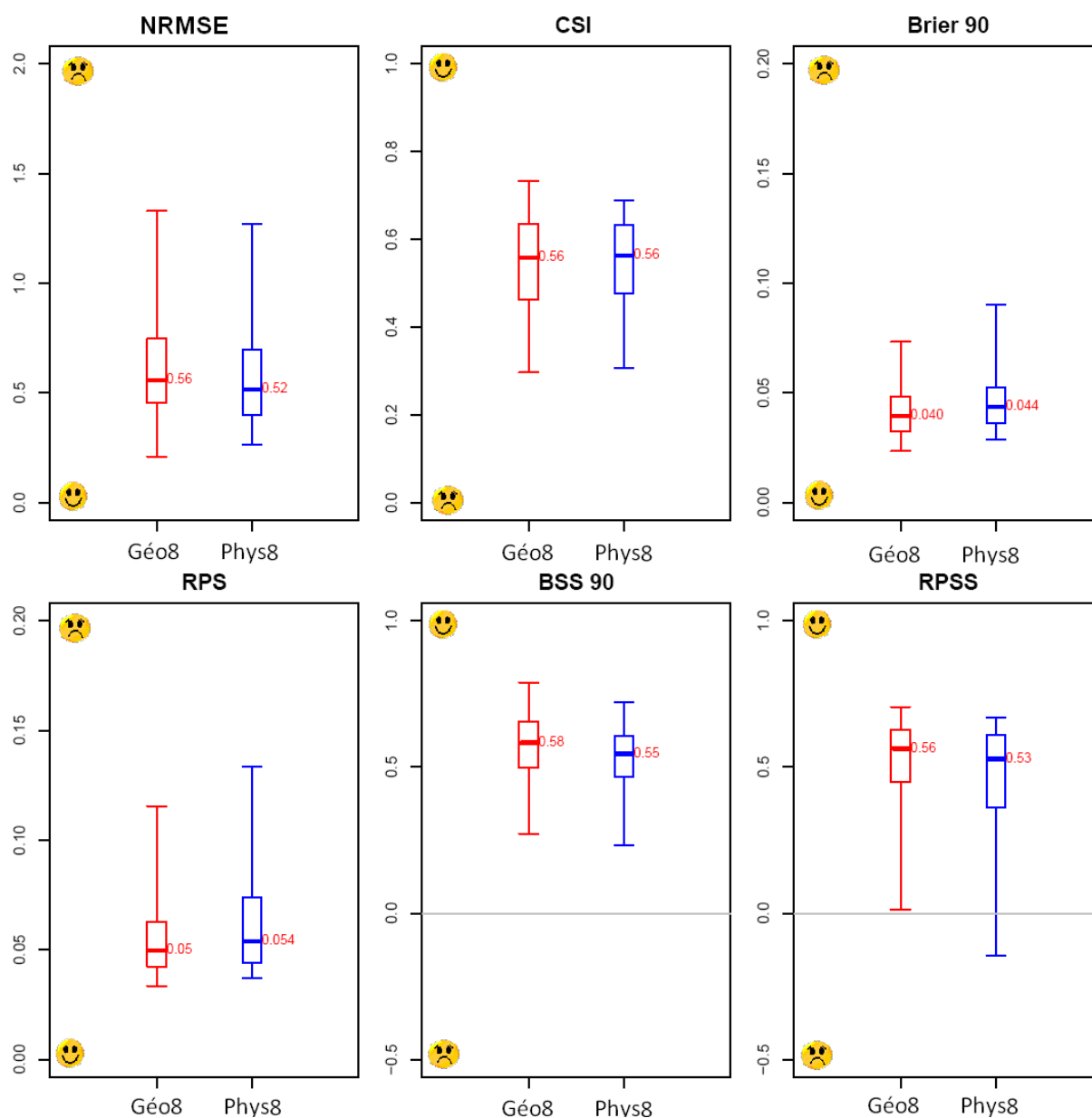


Figure 80 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS des prévisions issues des 8 caractéristiques physiques (Phys8) et des bassins voisins géographiques (Géo8). Les prévisions sont mises à jour localement, seuls les paramètres changent

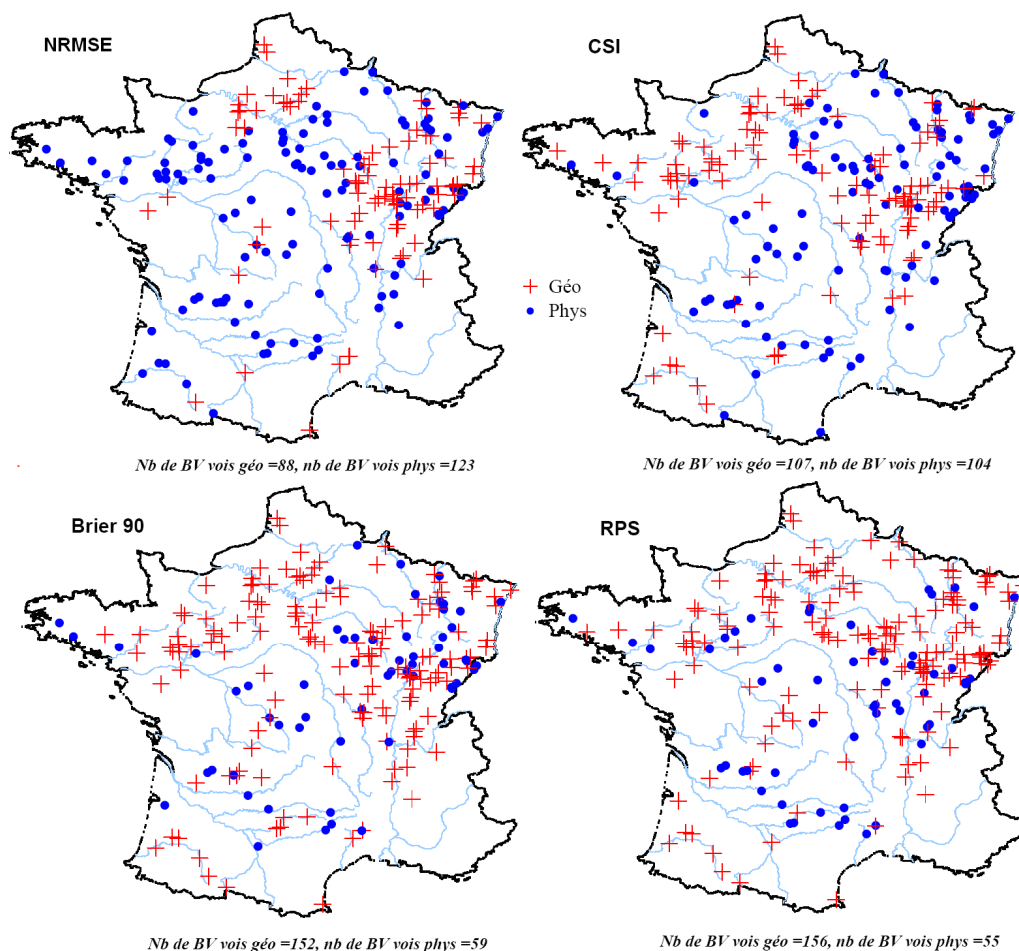


Figure 81 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleures prévisions selon le choix des paramètres : les paramètres issus des caractéristiques physiques (en bleu) et des voisins (en rouge) sont comparés pour chaque bassin versant. La mise à jour est locale

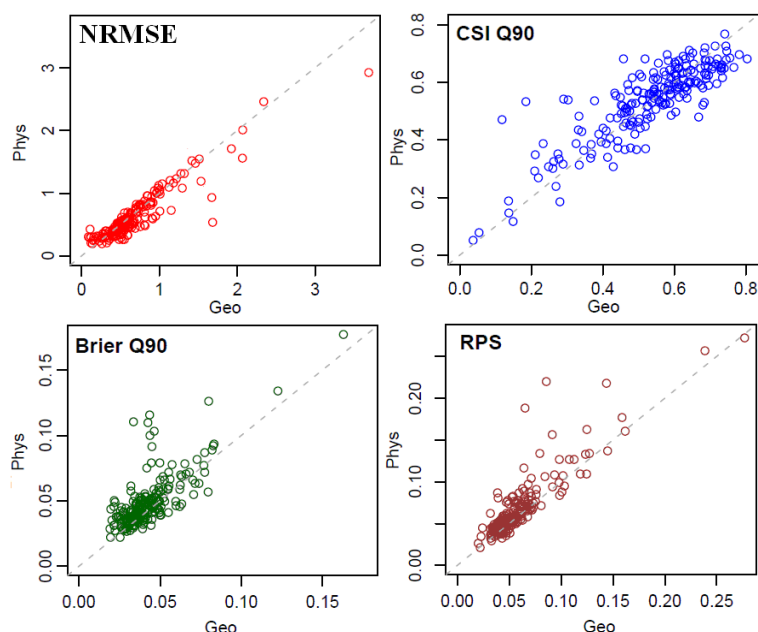


Figure 82 : Comparaison des scores NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS des prévisions issues des caractéristiques physiques ("Phys") et des voisins ("Géo")

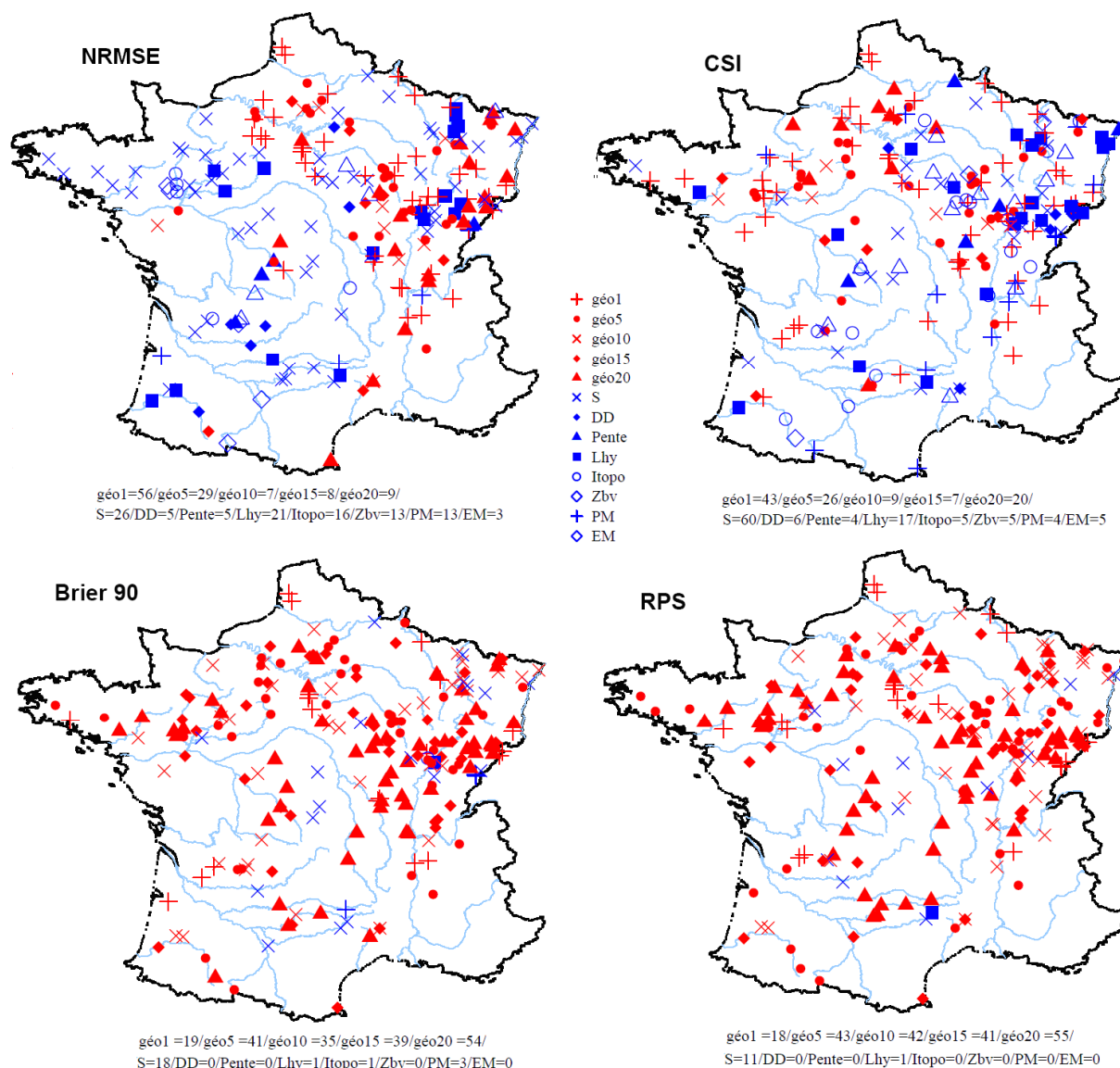


Figure 83 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleures prévisions selon le choix des paramètres : les paramètres issus des caractéristiques physiques (en bleu) et des voisins géographiques (en rouge) sont comparés pour chaque bassin versant²¹. La mise à jour est locale

²¹ NRMSE : géo1 = 56 / géo5 = 29 / géo10 = 7 / géo15 = 8 / géo20 = 9 / S = 26 / DD = 5 / Pente = 5 / Lhy = 21 / Itopo = 16 / Zbv = 13 / PM = 13 / EM = 3. **Total Géo = 109, Total Phys = 102**
 CSI : géo1 = 43 / géo5 = 26 / géo10 = 9 / géo15 = 7 / géo20 = 20 / S = 60 / DD = 6 / Pente = 4 / Lhy = 17 / Itopo = 5 / Zbv = 5 / PM = 4 / EM = 5. **Total Géo = 105, Total Phys = 106**
 Brier 90 : géo1 = 19 / géo5 = 41 / géo10 = 35 / géo15 = 39 / géo20 = 54 / S = 18 / DD = 0 / Pente = 0 / Lhy = 1 / Itopo = 1 / Zbv = 13 / PM = 0 / EM = 3. **Total Géo = 188, Total Phys = 23**
 RPS : géo1 = 18 / géo5 = 43 / géo10 = 42 / géo15 = 41 / géo20 = 55 / S = 11 / DD = 0 / Pente = 0 / Lhy = 1 / Itopo = 0 / Zbv = 0 / PM = 0 / EM = 0. **Total Géo = 199, Total Phys = 12**

- **Comparaison des scores des prévisions obtenues avec les paramètres de 8 voisins géographiques et 8 voisins physiographiques : pas de mise à jour.**

Nous avons montré les différents résultats dans le cas où le modèle GRP est mis à jour localement. La Figure 84 présente les meilleures performances selon les différents scores et selon les meilleurs donneurs de paramètres, à savoir les 1 à 20 voisins géographiques, et les paramètres issus des 8 descripteurs physiques. On retrouve alors les mêmes tendances que précédemment, c'est-à-dire une légère domination des paramètres calés à partir de la surface pour les scores NRMSE et CSI, et une bonne performance des voisins géographiques pour les scores probabilistes est maintenue surtout pour les scores probabilistes. Ces résultats montrent que la mise à jour n'influe pas sur les résultats que nous obtenons sur la comparaison des prévisions obtenues avec les voisins géographiques et les caractéristiques physiques.

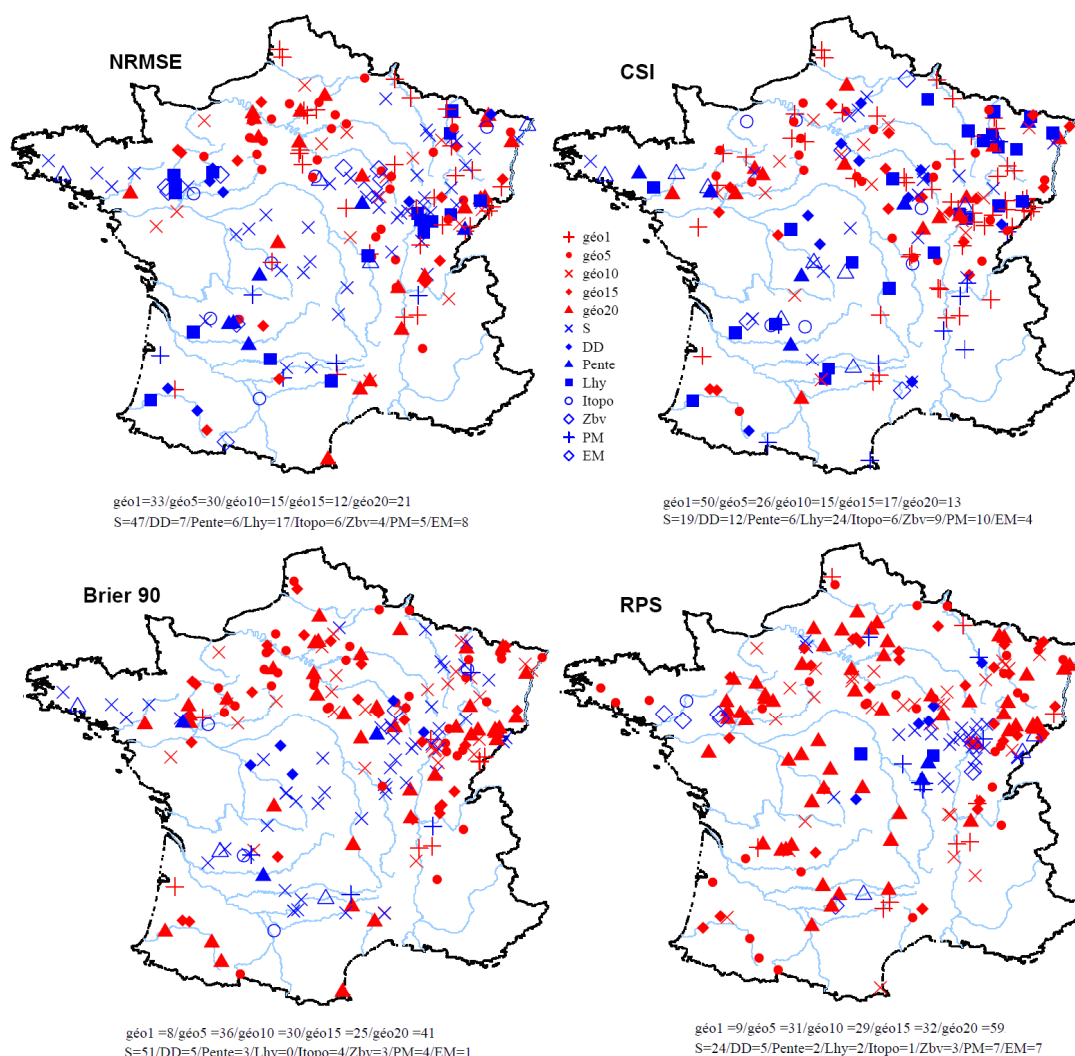


Figure 84 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleures prévisions selon le choix des paramètres : les paramètres issus des caractéristiques physiques (en bleu) et des voisins géographiques (en rouge) sont comparés pour chaque bassin versant²². La mise à jour est enlevée.

²² NRMSE : géo1 = 33 / géo5 = 30 / géo10 = 15 / géo15 = 12 / géo20 = 21 / S = 47 / DD = 7 / Pente = 6 / Lhy = 17 / Itopo = 6 / Zbv = 4 / PM = 5 / EM = 8. Total Géo = 111, Total Phys = 100

Les Figure 85 et Figure 86 illustrent pour la Midouze à Campagne (2477 km²) les évolutions du diagramme de fiabilité et de précision d'ensemble avec d'une part les voisins géographiques (Figure 85) et d'autre part les paramètres issus des caractéristiques physiques (Figure 86) pour la simulation du modèle GRP (mise à jour locale). Les scores graphiques montrent que :

- l'utilisation du voisinage géographique permet d'obtenir de bons scores probabilistes et donc des fiabilités améliorées. Ce n'est pas le cas pour les paramètres issus du calage simultané des caractéristiques physiques.
- nous avons constaté de bons scores NRMSE pour les prévisions issues du calage à partir du classement selon la surface sur certains bassins versants. Ceci est renforcé par l'allure du diagramme de précision d'ensemble, avec des valeurs très faibles des MAE normalisés mettant en évidence un gain en précision sur certains bassins quand le transfert de paramètres physiques est préféré au transfert des paramètres géographiques.

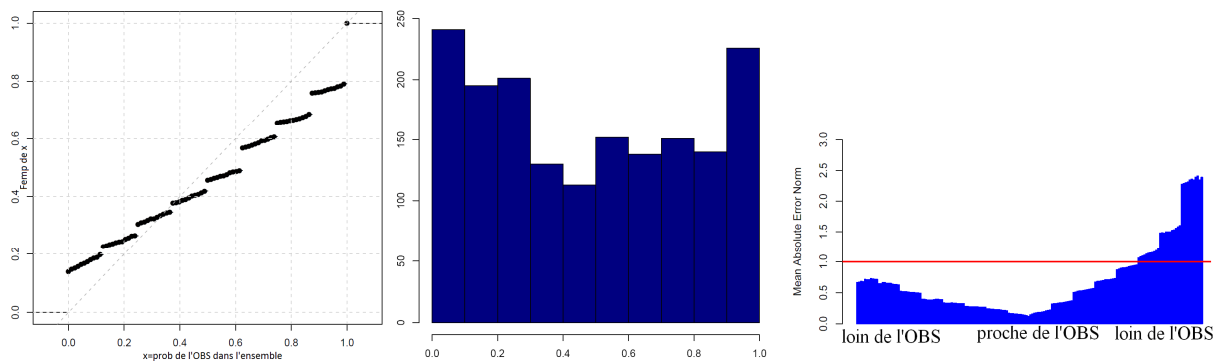


Figure 85 : Diagrammes de PIT et de précision d'ensemble pour le bassin de la Midouze à Campagne (2477 km²) pour une simulation du modèle GRP avec les paramètres des 8 voisins géographiques. La mise à jour est locale

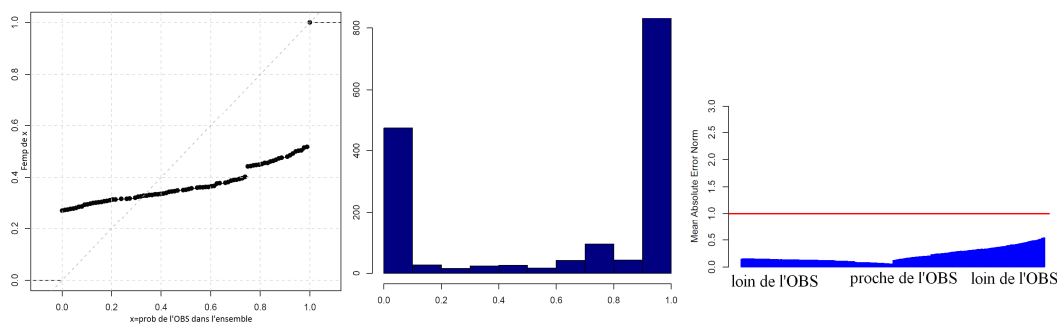


Figure 86 : Diagrammes de PIT et de précision d'ensemble pour le bassin de la Midouze à Campagne (2477 km²) pour une simulation du modèle GRP avec les paramètres issus des 8 caractéristiques physiques. La mise à jour est locale

CSI : géo1 = 50 / géo5 = 26 / géo10 = 15 / géo15 = 7 / géo20 = 13 / S = 19 / DD = 12 / Pente = 6 / Lhy = 24 / Itopo = 6 / Zbv = 9 / PM = 10 / EM = 4. **Total Géo = 121, Total Phys = 90**

Brier 90 : géo1 = 8 / géo5 = 36 / géo10 = 30 / géo15 = 25 / géo20 = 41 / S = 51 / DD = 5 / Pente = 3 / Lhy = 0 / Itopo = 4 / Zbv = 3 / PM = 4 / EM = 1. **Total Géo = 140, Total Phys = 71**

RPS : géo1 = 9 / géo5 = 31 / géo10 = 29 / géo15 = 32 / géo20 = 59 / S = 24 / DD = 5 / Pente = 2 / Lhy = 2 / Itopo = 1 / Zbv = 3 / PM = 7 / EM = 7. **Total Géo = 160, Total Phys = 51**

- **Synthèses des résultats**

La fiabilité des prévisions d'ensemble se trouvent nettement améliorée surtout quand plusieurs voisins géographiques sont donneurs de paramètres, on ne retrouve cependant pas ce résultat pour l'ensemble des paramètres issus des caractéristiques physiques.

Les paramètres obtenus à la suite de notre méthodologie, permettent toutefois de fournir de bonnes performances en précision, surtout ceux issus du classement par la caractéristique physique "surface". Ce constat est surtout concret pour le score NRMSE, et pour le diagramme de précision d'ensemble sur certains bassins versants. De plus, quand les prévisions obtenues grâce aux paramètres issus des huit caractéristiques physiques sont combinées puis évaluées, on retrouve toujours ce gain en précision par le score NRMSE (Figure 81).

6-4-2 Ensemble construit avec les paramètres réduits

Les paramètres réduits sont ceux issus des différents paramètres calés pour chaque caractéristique physique. Nous prenons en compte des paramètres réduits additifs et des paramètres multiplicatifs. Ainsi, pour chaque bassin cible, un jeu de paramètre est considéré pour le modèle GRP, avec $l = 8$ (voir Equations 26 et 27).

- **Comparaison avec le voisinage géographique**

La Figure 87 présente une comparaison entre le voisinage géographique et la combinaison multiplicative et additionnelle des paramètres issus des caractéristiques physiques, selon la localisation de bassins versants (carte de France) et selon la distribution des scores (boîtes à moustaches). Les tendances des différents scores sont différentes en comparant ces paramètres réduits avec le voisin le plus proche :

- le score NRMSE montre une bonne performance de la forme multiplicative surtout vers le sud de la France où la densité de bassin est plus faible. Les bonnes performances des voisins sont concentrées dans la partie nord-est de la France,
- le score CSI montre une bonne performance globale du voisin le plus proche géographique (118 bassins préfèrent les paramètres géographiques aux paramètres obtenus grâce aux caractéristiques physiographiques),
- les scores Brier 90 et RPS illustrent une bonne performance globale avec l'utilisation du voisin géographique. Il faut noter que ces scores probabilistes sont encore améliorés avec l'utilisation de plusieurs voisins géographiques (Figure 54)

Ainsi, ces différents résultats ont montré une performance légèrement supérieure pour la formule multiplicative comparée à la formule additionnée sur tous les scores. Les performances du paramètre multiplicatif approchent même (et surpassent sur certains bassins) les performances du plus proche voisin, notamment pour les scores NRMSE et CSI.

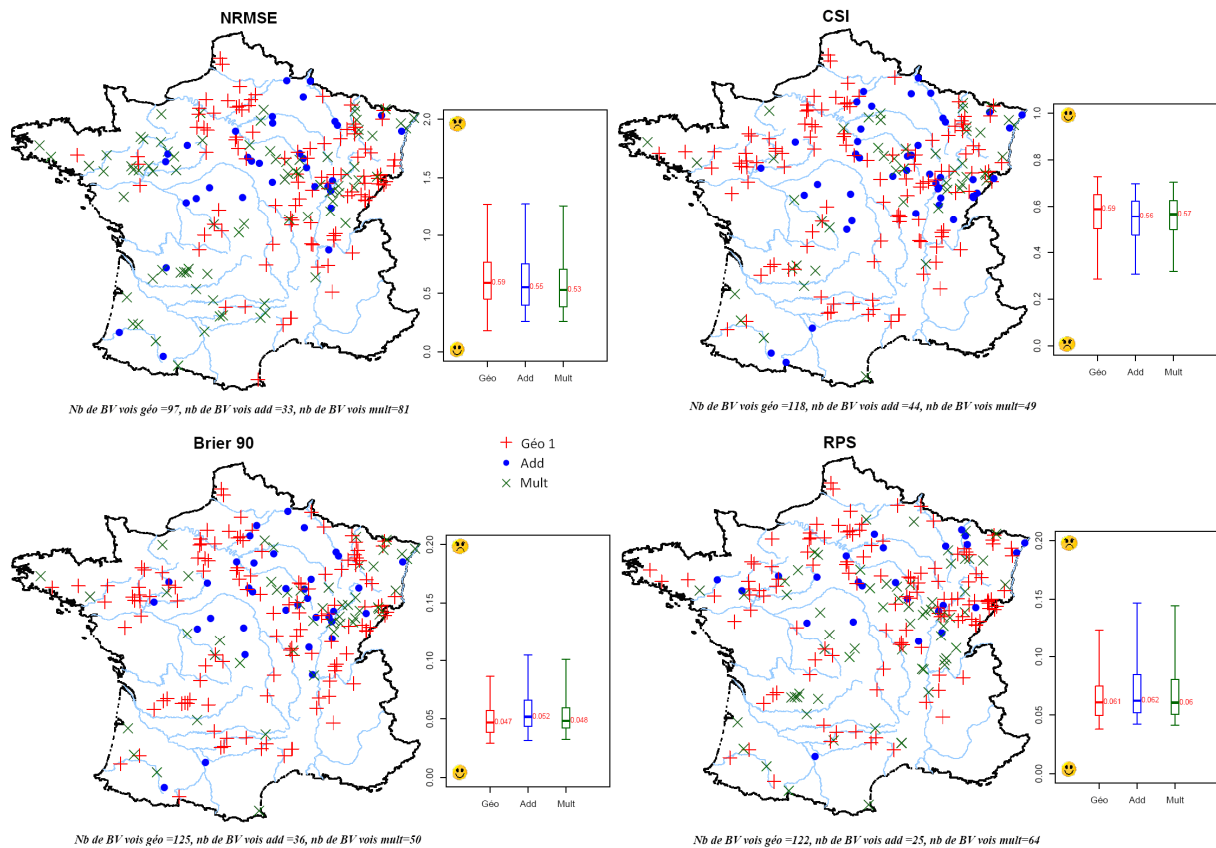


Figure 87 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleures prévisions selon le choix des paramètres : les paramètres issus des voisins géographiques ("Géo" : croix et boîtes à moustaches rouges), des paramètres additifs ("Add" : point et boîtes à moustaches bleus) et multiplicatifs ("Mult" : croix et boîtes à moustaches verts) sont comparés pour chaque bassin versant. La mise à jour est locale

- **Comparaison avec les descripteurs pris individuellement**

La Figure 88 présente une comparaison des différents scores des prévisions issues des paramètres obtenus grâce à chacun des caractéristiques physiques, ainsi que leur combinaison (en forme multiplicative et additionnelle). On ne note pas de grandes différences entre les scores, mais on constate une légère supériorité du jeu de paramètres calés par rapport à la surface, (mais aussi la longueur hydraulique et l'indice topographique pour les scores NRMSE et CSI) et du jeu de paramètre réduit multiplicatif.

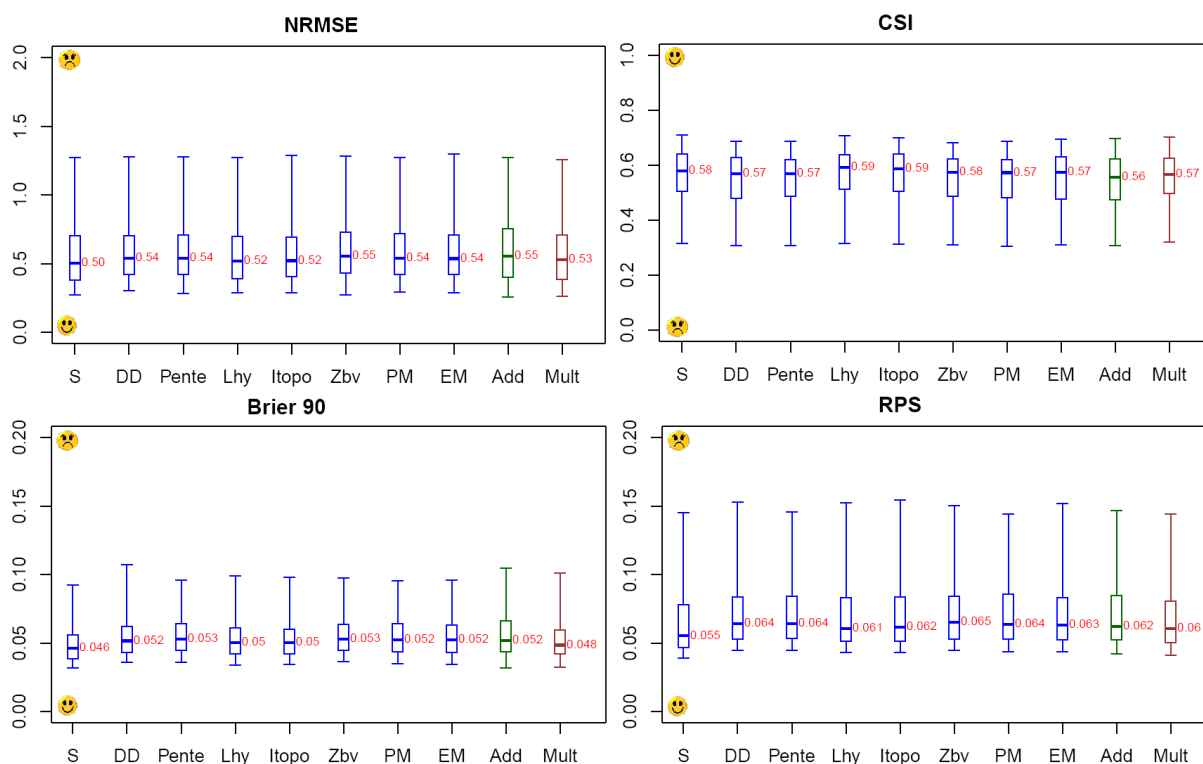


Figure 88 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des prévisions issues des différents tests sur les paramètres calés sur chaque caractéristique physique, comparés aux paramètres réduits additif et multiplicatif. La mise à jour est locale

6-4-3 Synthèse des principaux résultats

Le Tableau 15 synthétise les différentes performances des différents tests réalisés à partir de la régionalisation et le transfert des paramètres vers les bassins non jaugés.

Tableau 15 : Synthèse des performances des différents tests sur les paramètres.

Tests réalisés	Fiabilité	Précision
	Comparaison avec le(s) voisin(s) géographique(s)	
Performance des paramètres calés par rapport aux caractéristiques physiques pris un à un	Pas de gain	Amélioration du score NRMSE et du diagramme de précision pour les paramètres calés par rapport à la surface
Performance des paramètres calés par rapport aux caractéristiques physiques pris comme un système de prévision d'ensemble	Pas de gain	Amélioration du score NRMSE et du diagramme de précision
Performance des paramètres réduits multiplicatifs	Pas de gain	Amélioration du score NRMSE et du diagramme de précision
Performance des paramètres réduits additifs	Pas de gain	Pas de gain

6-5 Conclusion

Nous avons vu dans le chapitre précédent que la fiabilité de nos prévisions était déjà améliorée en utilisant les paramètres des bassins voisins géographiques. Dans ce chapitre, nous avons encore travaillé sur la partie simulation des prévisions et avons cherché à prendre en compte les caractéristiques des bassins versants.

Pour cela, nous avons défini préalablement un jeu de paramètre par groupe de bassins, les groupes étant définis par rapport aux caractéristiques physiques des bassins versants. Ainsi, au lieu d'avoir un jeu de paramètres provenant de voisins géographiques, chaque bassin cible possède un ensemble de jeu de paramètres définis à l'aide de ses caractéristiques physiographiques propres. La performance de ces derniers est alors mesurée et comparée avec nos précédents résultats. Quel que soit les tests de comparaison réalisés, les mêmes procédures (soit une mise à jour locale, soit aucune mise à jour n'est réalisée) sont gardées pour mettre en évidence les gains isolés du changement de paramètres.

Les résultats n'ont pas montré le gain escompté en termes de fiabilité des prévisions, cependant nous avons mis en évidence que certains jeux de paramètres ont permis d'améliorer la précision sur un grand nombre de bassins de notre base de données, en l'occurrence les jeux de paramètres calés par rapport à la surface et le paramètre réduit multiplicatif (qui rassemble en un seul paramètre les différents paramètres issus de toutes les caractéristiques physiques). Nous avons ainsi constaté que les scores NRMSE et le diagramme de précision étaient les plus bonifiés par cette recherche de paramètre, surtout dans les zones où la densité des bassins est plus faible.

Ces résultats montrent que d'une part, pour améliorer la fiabilité, il est important d'avoir une variabilité des paramètres. Cette variabilité est surtout fonction de la proximité géographique, plutôt que de la similarité physique. D'autre part, cette variabilité nuit à la précision de l'ensemble qui se trouve être améliorée par la prise en compte des caractéristiques physiques des bassins. Dans la suite du mémoire, notre objectif sera ainsi d'améliorer cette composante "précision", en se penchant plus sur l'autre aspect de la prévision : la mise à jour.

Chapitre 7 : Peut-on améliorer la précision en améliorant la recherche de mises à jour?

7-1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous nous sommes attelés à améliorer la composante "fiabilité" de la prévision d'ensemble par le transfert des paramètres des bassins voisins. Nous avons constaté que même en améliorant la fiabilité avec les transferts des paramètres des bassins donneurs, la composante "précision" est souvent dégradée. Nous examinons dans ce chapitre quelle pourrait être l'apport de la procédure de mise à jour pour optimiser cet attribut des bassins versants.

Comme nous avons pu constater dans le Chapitre 4, la mise à jour des modèles hydrologiques est garante d'une bonne performance d'un système de prévision. Cependant, une procédure de mise à jour est fortement liée à la disponibilité de données de débit en temps réel, ce qui soulève de nombreuses questions dans le cas des bassins non jaugés. Ce chapitre a ainsi pour objectif d'explorer plusieurs pistes d'utilisation de l'information régionale pour la mise à jour sur les bassins non jaugés, tout en gardant à l'esprit que les démarches doivent rester simples et robustes, et donc facilement applicables dans l'opérationnel²³. On cherche ainsi à répondre aux questions suivantes :

- Quelle est l'information à transférer sur un bassin non jaugé pour le mettre à jour et améliorer la qualité des prévisions émises ?
- Qui sera (seront) le(s) meilleur (s) " donneur(s) " de cette information de mise à jour ?

Pour répondre à ces questions, en premier lieu, nous allons déterminer quelle information faut-il transférer d'un bassin à un autre : nous commencerons, comme pour les paramètres, par un transfert brut des débits spécifiques, puis nous essayerons, au fur et à mesure, de raffiner le transfert. Nous allons ensuite transférer les mises à jour en utilisant les liens amont-aval des bassins emboîtés et mettre ainsi plus de contraintes sur les bassins donneurs. Finalement, ce chapitre sera clos par l'utilisation du krigeage, technique issue de la géostatistique, afin de tenir compte de la structure spatiale des corrections entre les bassins.

7-2 Rappel de la représentation des scenarios



Pour mettre en évidence les apports des différentes approches de mises à jour testées, nous utiliserons ici le scenario du Test 2 « Bassin anciennement jaugé » : les paramètres locaux du bassin sont utilisés et ce ne sont que les mises à jour qui sont variées dans chaque test. Les paramètres locaux sont gardés afin de mettre en lumière les effets seuls des différents changements de mises à jour. Les données météorologiques en entrée

²³ L'étude a fait l'objet d'une présentation orale à la 3^{ème} conférence Leonardo: European Geosciences Union on the Hydrological Cycle Floods in 3D: Processes, Patterns, Predictions en novembre 2011. Randrianasolo, A., Ramos, M.H., Andréassian, V. Flood prediction in ungauged catchments: reducing uncertainty with an optimum use of regional information. Bratislava, Slovaquie, 23-25/11/2011.

du modèle sont les données PEARP. Nous rappelons dans le Tableau 16 les acronymes utilisés (les détails de chaque situation sont présentés dans le Chapitre 2).

Tableau 16 : Définition des acronymes dans le cas anciennement jaugé

Test	Acronymes	Mise à jour avec...	Paramètres
Test 2 : Bassin anciennement jaugé			
Référence	REF	Données locales	Locaux
Référence non mis à jour	XREF	Pas de mises à jour	Locaux
1 voisin	N1N	Débits spécifiques du plus proche voisin	Locaux
5 voisins	N5N	Débits spécifiques des 5 voisins les plus proches	Locaux
10 voisins	N10N	Débits spécifiques des 10 voisins les plus proches	Locaux
15 voisins	N15N	Débits spécifiques des 15 voisins les plus proches	Locaux
20 voisins	N20N	Débits spécifiques des 20 voisins les plus proches	Locaux
1 voisin	E1N	Corrections du plus proche voisin	Locaux
5 voisins	E5N	Corrections des 5 voisins les plus proches	Locaux
10 voisins	E10N	Corrections des 10 voisins les plus proches	Locaux
15 voisins	E15N	Corrections des 15 voisins les plus proches	Locaux
20 voisins	E20N	Corrections des 20 voisins les plus proches	Locaux
1 voisin	P1N	Corrections du voisin le plus proche en cumul de pluie	Locaux
5 voisins	P5N	Corrections des 5 voisins les plus proches en cumul de pluie	Locaux
10 voisins	P10N	Corrections des 10 voisins les plus proches en cumul de pluie	Locaux
15 voisins	P15N	Corrections des 15 voisins les plus proches en cumul de pluie	Locaux
20 voisins	P20N	Corrections des 20 voisins les plus proches en cumul de pluie	Locaux
20 voisins	ME20N	Moyenne des corrections des 20 voisins géographiques	Locaux
20 voisins	K20N	Krigeage des corrections des 20 voisins géographiques	Locaux
1 voisin	EA1N	Correction du voisin le plus proche amont	Locaux

7-3 Comment transférer l'information de mise à jour

Pour déterminer la meilleure méthode pour mettre à jour le modèle hydrologique sur un bassin non jaugé, il faut déterminer d'une part quelle information pertinente peut-on transférer d'un bassin à l'autre et, d'autre part, quel bassin voisin peut donner cette information pour la mise à jour.

7-3-1 Transfert du débit spécifique

Comme précédemment, nous commençons par le transfert le plus simple, celui des informations brutes, ici, les débits spécifiques des 1, 5, 10, 15, 20 voisins. Ce sont les débits journaliers mesurés juste avant le jour de l'émission de la prévision dans les bassins voisins qui sont alors utilisés pour faire la mise à jour du modèle hydrologique sur le bassin non jaugé. Ainsi, par exemple, pour le cas de l'utilisation d'un voisinage avec les 5 bassins voisins les plus proches, nous aurons alors 5 débits de mise à jour différents pour chaque jour de prévision.

Les performances des tests des mises à jour avec les débits spécifiques des voisins sont mesurées en gardant comme référence les prévisions en condition totalement jaugée, qu'elles soient obtenues à partir du modèle hydrologique GRP avec (REF) ou sans mise à jour activée (XREF).

- ***Evaluation des prévisions***

La Figure 89 montre les scores NRMSE et de CSI pour les références avec et sans mise à jour, ainsi que les tests réalisés avec le transfert des débits spécifiques des 1 à 20 voisins. Les résultats montrent des mauvaises performances quel que soit le nombre de voisins exploité pour mettre à jour le modèle. Les scores sont mêmes plus mauvaises par rapport au test où l'on ne met pas à jour le modèle sur le site non jaugé, laissant transparaître qu'il est préférable de ne pas mettre à jour le modèle plutôt que de considérer le débit spécifique brut mesuré au droit du (es) voisin (s).

La Figure 90 montre les scores RPS et Brier 90 pour les références et les mêmes tests avec la mise à jour à l'aide des débits spécifiques. D'une part pour les scores NRMSE et CSI, les performances avec les débits spécifiques sont dégradées et d'autre part, les scores probabilistes montrent une amélioration des performances lorsque plusieurs bassins sont considérés comme donneurs de débits de mises à jour. Cette légère amélioration peut être liée à la composante fiabilité des scores, qui améliore avec l'augmentation de la variabilité. Les performances des différents tests sont pratiquement équivalentes ou légèrement supérieures (quand plusieurs donneurs sont considérés) au modèle sans mise à jour (XREF).

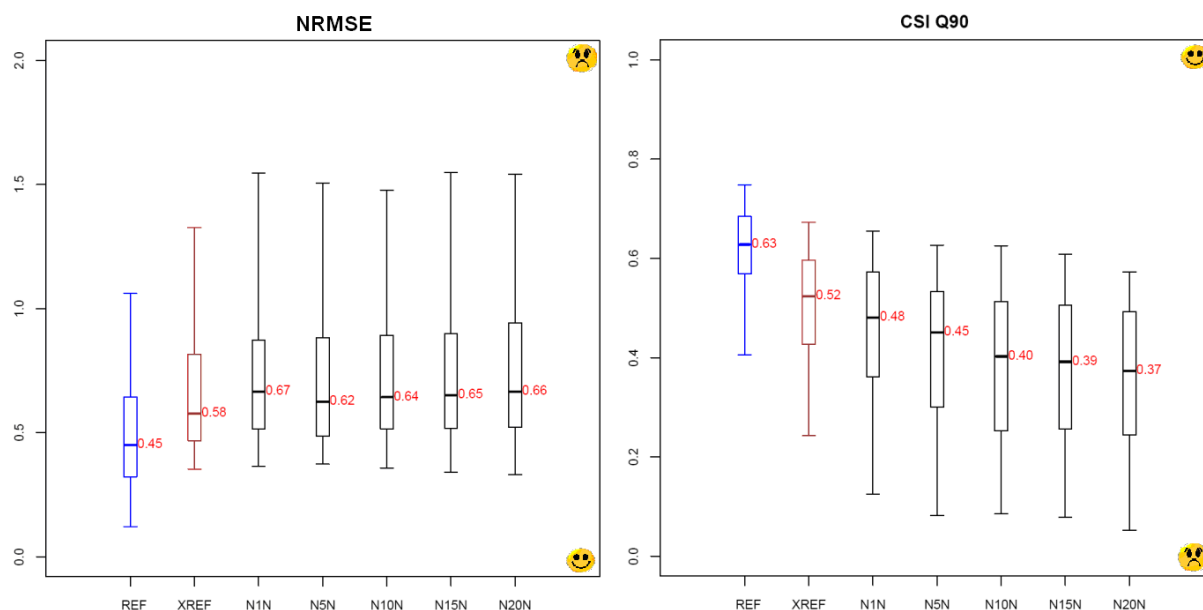


Figure 89 : NRMSE et CSI des 211 bassins versants. Les pluies en entrée sont les pluies d'ensemble PEARP. Les paramètres sont locaux. Les tests présentés sont : le modèle avec mise à jour (REF) ; le modèle sans mise à jour sur le site cible jaugé (XREF) ; la mise à jour est réalisée avec les débits spécifiques des 1, 5, 10, 15 ou 20 voisins (N1N...N20N)

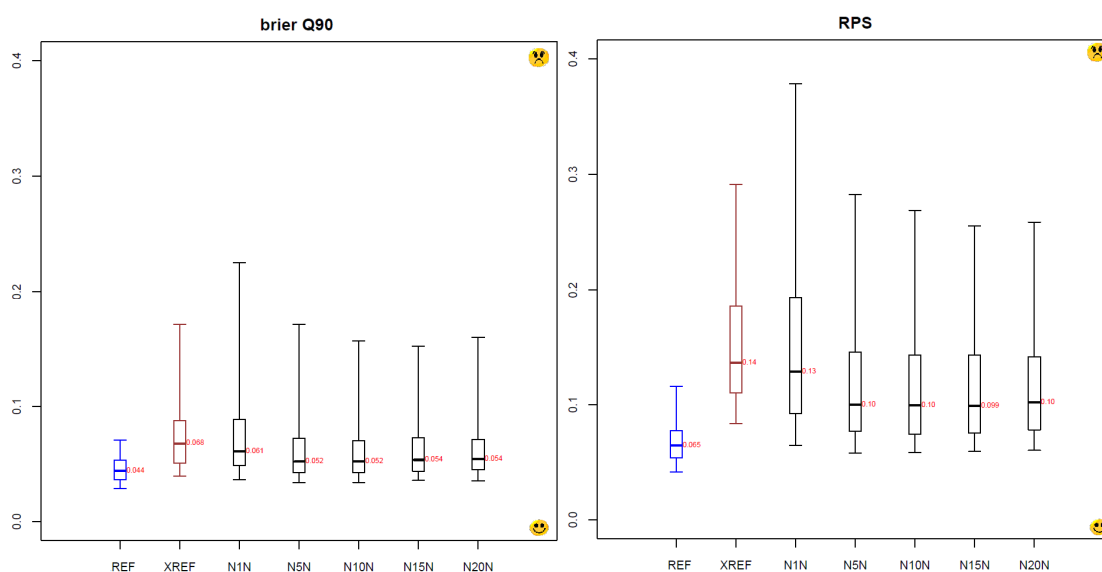


Figure 90 : Brier 90 et RPS des 211 bassins versants. Les pluies en entrée sont les pluies d'ensemble PEARP. Les paramètres sont locaux. Les tests présentés sont : le modèle avec mise à jour (REF) ; le modèle sans mise à jour sur le site cible jaugé (XREF) ; la mise à jour est réalisée avec les débits des 1, 5, 10, 15 ou 20 voisins (N1N...N20N)

Les distributions des scores sous forme de boîtes à moustaches offrent une information statistique sur l'ensemble des 211 bassins évalués. Les Figure 89 et Figure 90 ont montré que la variabilité des scores obtenus est cependant grande (l'écart interquartile est élevé). Alors, pour avoir une idée de la performance individuelle de nos tests sur chaque bassin versant, on compare ainsi les tests sans aucune mise à jour (XREF) et les tests réalisés avec plusieurs voisins géographiques (1N,...20N), en calculant le gain obtenu avec la mise à jour avec les débits spécifiques des bassins versants (Figure 91). Pour chacun des scores, le meilleur

scénario entre différents nombre de donneurs pour chaque bassin versant, est ainsi comparé avec la situation de référence sans mis à jour. Au-dessous de chaque carte, il est indiqué le nombre de bassins selon la valeur du gain. Nous avons considéré que le gain est nul quand les différences entre les scores sont inférieures à +/- 10%. La taille des points est proportionnelle au gain.

Les résultats en NRMSE et CSI confirment la domination des cas où la meilleure option serait de ne pas du tout mettre à jour le modèle : seuls 50 bassins ont un gain selon le score NRMSE, et 21 sur les 211 bassins pour le score CSI. D'après ces résultats, il n'existe aucune préférence géographique dans la localisation des bassins n'ayant pas de gain. De plus, une comparaison avec la carte des C2M/P (voir Figure 12) montre qu'il n'y a pas une corrélation sur les valeurs des gains. Les bassins versants dont le critère de calage est élevé n'ont pas eu moins de gain avec la mise à jour.

Contrairement à ces résultats, les scores probabilistes (RPS et Brier 90) montrent une majorité de gain lorsque plusieurs donneurs de débits spécifiques sont considérés (129 sur 211 bassins pour le Brier 90, et 157 bassins pour le RPS).

Les Figure 92 et Figure 93 montrent les diagrammes de PIT et de précision d'ensemble pour les bassins versants de la Briance à Condat-sur-Vienne (605 km²) et de l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1224 km²) pour différents tests (de haut en bas) : a) la référence sans mise à jour, b) une mise à jour avec le débit spécifique du bassin le plus proche, c) une mise à jour avec les débits spécifiques des 10 bassins voisins.

Les diagrammes de PIT montrent une légère amélioration entre la référence et la mise à jour avec les données des 10 voisins géographiques et ceci quel que soit le bassin considéré. Néanmoins, il faut noter pour les exemples présentés, que l'utilisation des débits spécifiques de ces voisins induit un biais (à droite) dans les prévisions. Le diagramme de précision d'ensemble perd en performance lorsque plusieurs donneurs sont considérés. Le premier exemple illustre un cas où l'on obtient une meilleure précision avec la mise à jour avec le débit spécifique du bassin le plus proche. Le second est plus représentatif des autres bassins versants avec une précision non améliorée quand on met le modèle à jour avec les débits spécifiques des voisins.

- ***Synthèse sur le transfert des débits spécifiques***

L'approche de transfert des débits spécifiques vers le bassin non jaugé pour mettre à jour le modèle n'améliore pas globalement les performances en NRMSE, CSI et en précision d'ensemble par rapport à la référence. Notre objectif d'améliorer la précision n'est ainsi pas atteint sur tous les bassins versants avec cette approche. Cependant il faut noter le gain en fiabilité des prévisions avec l'utilisation des débits spécifiques. Ceci est sans doute lié à une meilleure dispersion des membres lorsqu'on utilise plusieurs mises à jour. On "écrase" moins les membres des prévisions. Finalement, ces résultats nous poussent à explorer d'autres approches afin d'améliorer la précision.

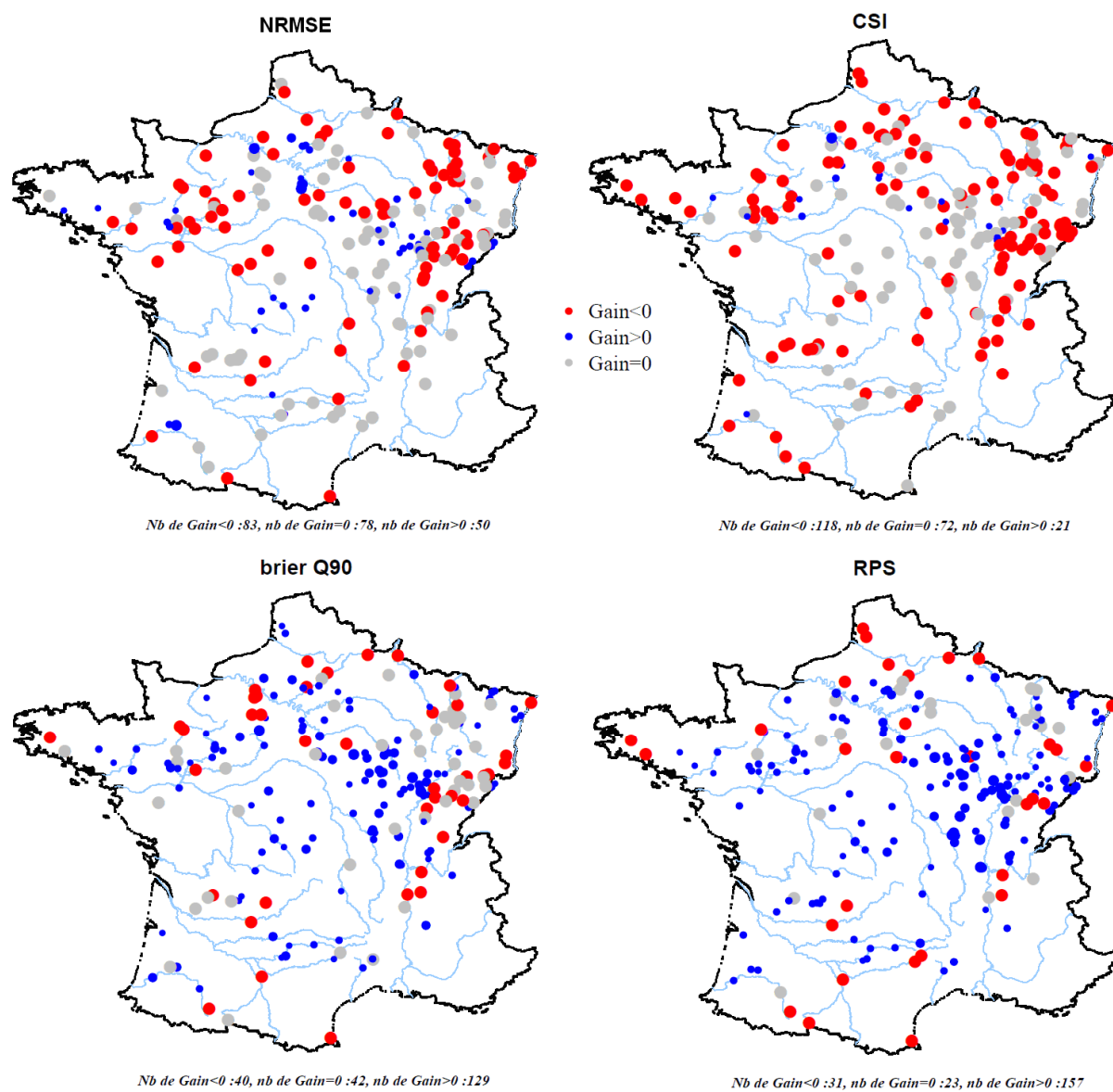


Figure 91 : Valeurs des gains pour la mise à jour du modèle avec les débits spécifiques pour chacun des 211 bassins versants

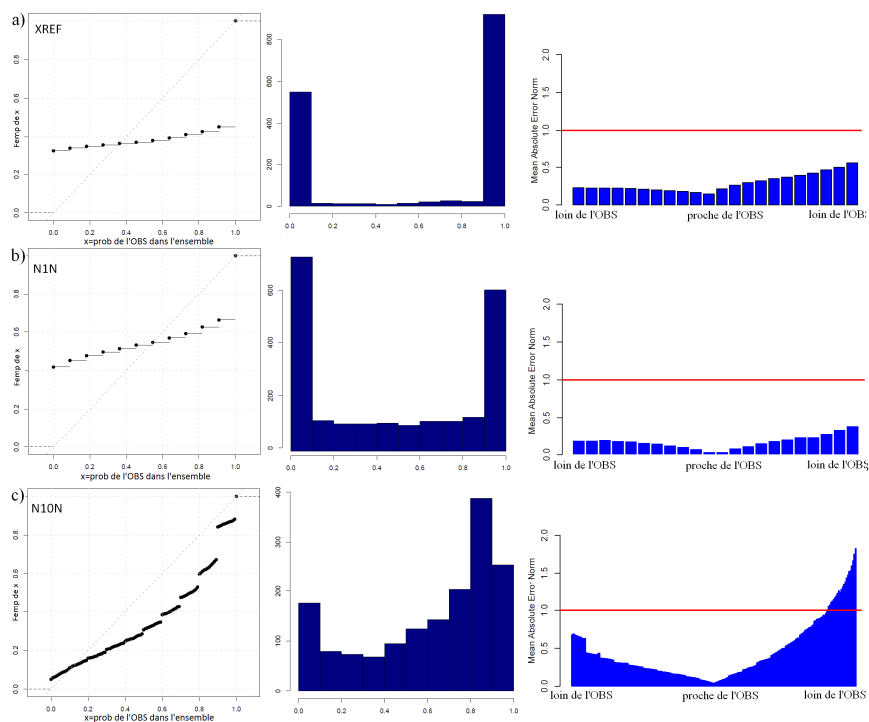


Figure 92 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin de la Briance à Condat-sur-Vienne (605 km²) a) sans mise à jour XREF, b) mise à jour avec le débit spécifique du plus proche voisin (N1N), c) mise à jour avec les débits spécifiques des 10 voisins géographiques (N10N)

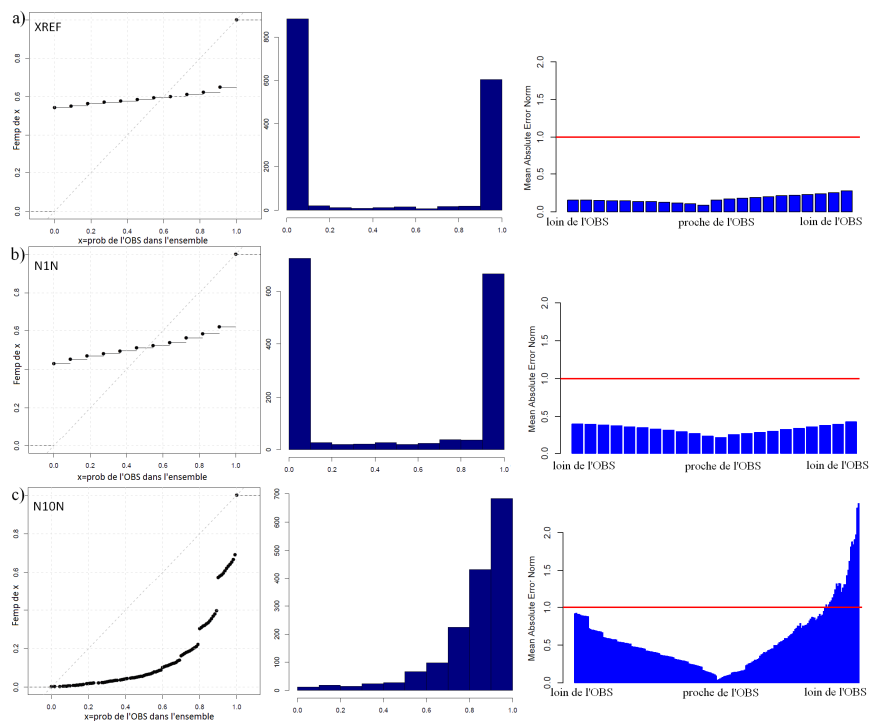


Figure 93 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1224 km²) a) sans mise à jour XREF, b) mise à jour avec le débit spécifique du plus proche voisin (N1N) , c) mise à jour avec les débits spécifiques des 10 voisins géographiques (N10N)

7-3-2 Transfert des corrections

Nous avons vu que le transfert direct des débits spécifiques des voisins n'était pas une bonne option pour mettre à jour le bassin non jaugé. Pour pouvoir trouver une meilleure option, il est nécessaire de se pencher sur le principe même de la mise à jour et comment elle est mise en place dans le modèle GRP. Les principes cités ci-après sont déjà décrits dans l'Annexe C, nous reprenons uniquement la partie mise à jour.

La mise à jour sur GRP est réalisée au niveau du réservoir de routage (Figure 11), la vidange de ce réservoir est une fonction puissance, caractérisée par l'équation différentielle

$dR = -k \cdot R^\beta dt$ dont la résolution donne accès à la fonction $f : R_t \rightarrow Q_t$ reliant le débit au niveau du réservoir, f est bijective. La mise à jour proposée par Tangara (2005) consiste à employer la réciproque de cette fonction pour la dernière observation de débit pour s'assurer que le débit simulé correspondant est égal à l'observation.

$$R_{t/t} = f^{-1}(Q_t)$$

Équation 28

Où $R_{t/t}$ est le niveau du réservoir de mise à jour avant sa vidange.

Le niveau du réservoir de routage est alors corrigé de δ , afin d'être en adéquation avec la dernière observation de débit (Figure 94). Ainsi, à chaque pas de temps, une correction sur ce réservoir de routage permet donc d'effectuer la mise à jour.

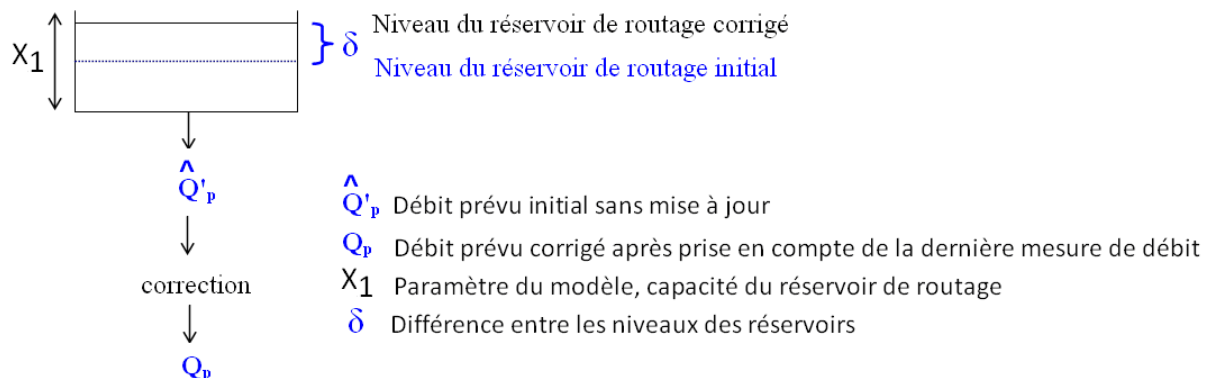


Figure 94 : Principe de la mise à jour du réservoir de routage dans le modèle GRP

Pour mettre à jour sur un bassin non jaugé, les variables manquantes sont le niveau initial du réservoir avant la mise à jour et le débit de mise à jour. Dans notre recherche d'amélioration de la mise à jour, nous avons donc envisagé de mettre à jour, non plus avec les derniers débits mesurés sur les bassins voisins avant le jour de prévision, mais avec les corrections qui ont été faites au niveau des réservoirs de routage de chaque bassin versant voisin, à chaque pas de temps de prévision. Le niveau de réservoir de routage sur le bassin non jaugé correspondrait alors au niveau donné par la simulation des débits (rendus possibles grâce aux paramètres), ajouté de la correction de chaque voisin géographique. Le débit qui en découlerait correspondrait au débit prévu. Il existe deux manières de transférer cette mise à jour, soit en rajoutant la correction (ou "écarts") δ en mm à chaque pas de temps de prévision ou en se penchant sur la différence de remplissage (en pourcentage) du réservoir

de routage. Les résultats présentés sont le fruit d'une mise à jour avec les corrections en *mm* des bassins voisins donneurs vers le bassin cible non jaugé. Pour ce faire, à chaque pas de temps, les corrections mesurées sur chaque voisin ont été rajoutées (ou soustraites) du niveau du réservoir de routage, en mettant une condition pour ne jamais dépasser la hauteur maximale du réservoir (paramètre calé X1). Cette condition est nécessaire pour que le réservoir ne déborde pas à la première échéance, ce qui affecterait les prévisions aux prochaines échéances. Pour ce qui est de la correction relative par rapport au taux de remplissage du réservoir de routage, à chaque pas de temps, le pourcentage de remplissage corrigé a été transféré vers le site non jaugé. Les résultats trouvés sont très similaires pour les deux approches. De ce fait, seuls les résultats avec les corrections en *mm* sont présentés dans la suite du rapport.

Afin de comparer les différentes performances, nous gardons toujours comme référence le cas du bassin jaugé pour le calage des paramètres, mais non mis à jour, et les précédents résultats où le modèle est directement mis à jour avec les débits spécifiques des bassins.

- ***Evaluation des prévisions***

La Figure 95 montre une comparaison de l'évolution des scores NRMSE et CSI entre la référence non mise à jour, les tests mis à jour avec les débits spécifiques et les tests mis à jour avec les corrections des bassins versants voisins. La distribution des scores montre que :

- les valeurs médianes de tous les scores sont meilleures pour les mises à jour avec les corrections des voisins géographiques, comparés à la situation où ce sont les débits spécifiques qui sont utilisés pour mettre à jour le modèle. La situation de référence sans mise à jour est surpassée.
- les valeurs des NRMSE sont surtout faibles quand seul le plus proche voisin est considéré. Il en est de même pour le score CSI du bassin le plus proche, qui est largement supérieur.
- l'utilisation de plusieurs voisins est équivalente en moyenne à la situation où le modèle est non mis à jour pour ces scores considérés.

Pour mieux visualiser les résultats par bassin, les Figure 96 et Figure 97 montrent une comparaison des scores NRMSE et CSI pour tous les bassins versants, entre la situation non mise à jour et mise à jour avec les corrections du plus proche voisin (Figure 96) et des 5 voisins les plus proches (Figure 97). Quand le bassin versant le plus proche est considéré comme le donneur de correction pour la mise à jour, les scores montrent en général une amélioration. On note cependant quelques bassins versants sur la diagonale pour les NRMSE faibles et les CSI élevés. Sur ces bassins, pour lesquelles les performances sans mise à jour sont, en général, déjà bonnes, la mise à jour avec la correction des bassins voisins, n'améliore pas les scores. Pour le cas où les corrections des 5 voisins géographiques sont considérées pour la mise à jour du modèle (Figure 97), les scores sont également répartis autour de la diagonale, signifiant que les tests sans mise à jour et avec ces donneurs sont en moyenne équivalents.

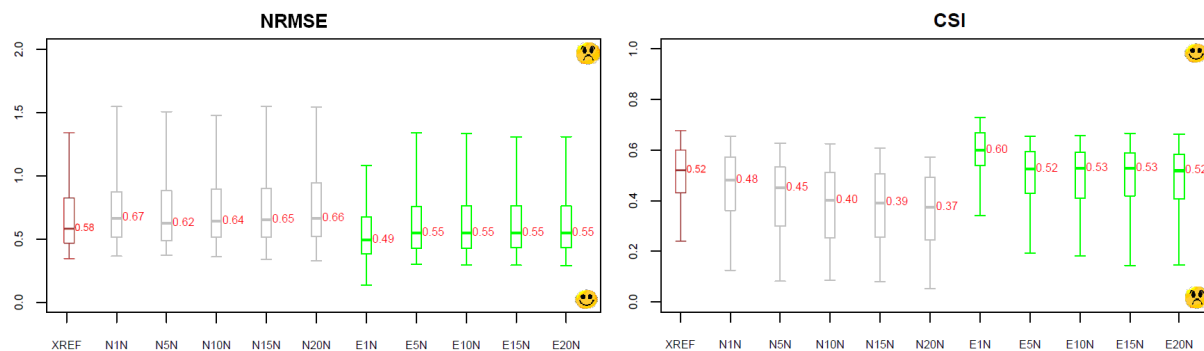


Figure 95 : NRMSE et CSI des 211 bassins versants. La référence présentée est sans mise à jour (XREF). Les performances montrées sont les cas où le modèle est mis à jour avec les débits spécifiques des 1 à 20 voisins (N1N...N20N) et avec les corrections 1 à 20 voisins (E1N...E20N)

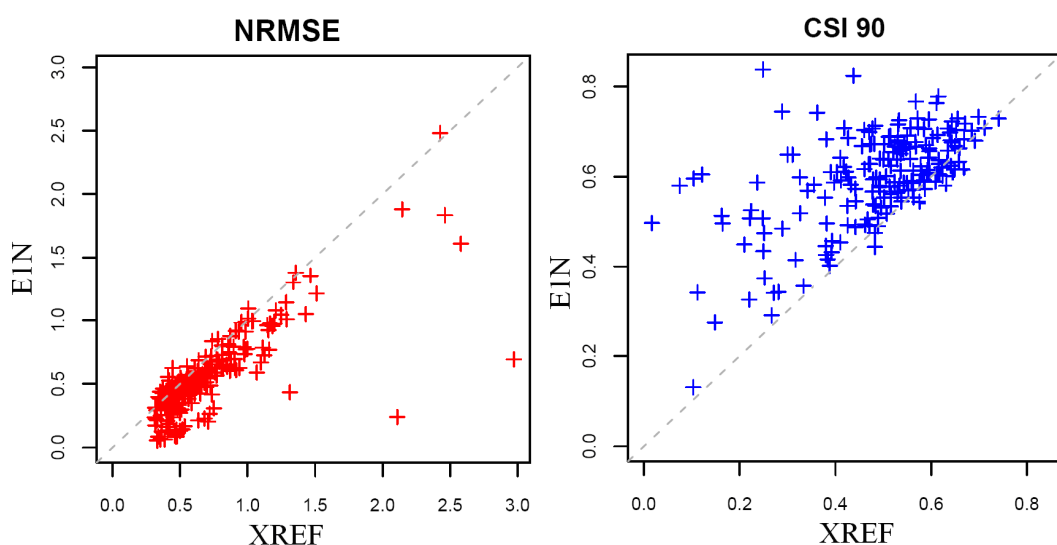


Figure 96 : NRMSE et CSI pour le modèle mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche (ordonnée, E1N) comparé au test sans mise à jour (abscisse, XREF)

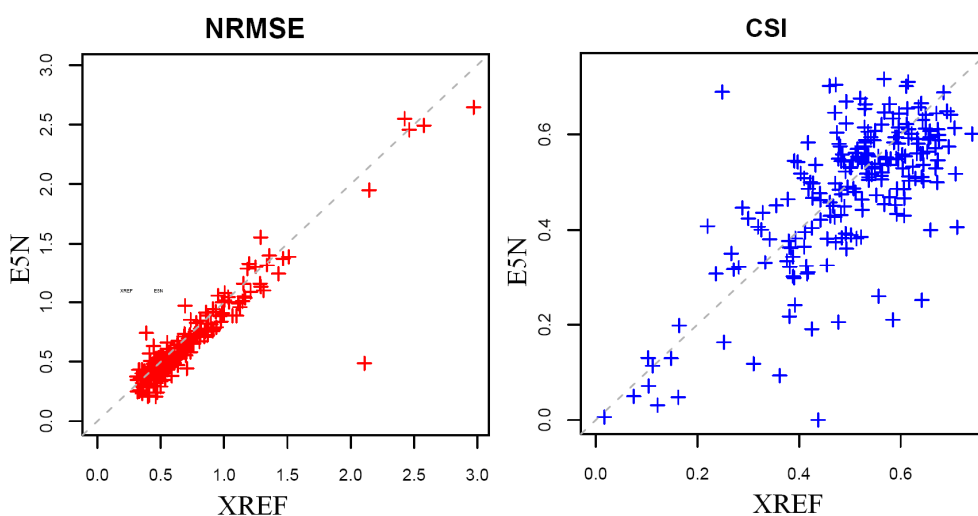


Figure 97 : NRMSE et CSI pour le modèle mis à jour avec les corrections des 5 voisins les plus proches (ordonnée, E5N) comparé au test sans mise à jour (abscisse, XREF)

La Figure 98 présente la valeur des gains en Brier 90 et en RPS pour les tests construits avec les corrections des bassins voisins géographiques. Les références sont les situations sans (gauche) et avec mise à jour (droite). Les résultats présentent un gain largement positif par rapport au modèle non mis à jour, quelque soit le nombre de voisins utilisés (principalement pour le bassin le plus proche). Par contre, la comparaison avec la situation jaugée présente des scores en moyenne négatifs sur les bassins versants montrant que la mise à jour locale est naturellement difficile à battre.

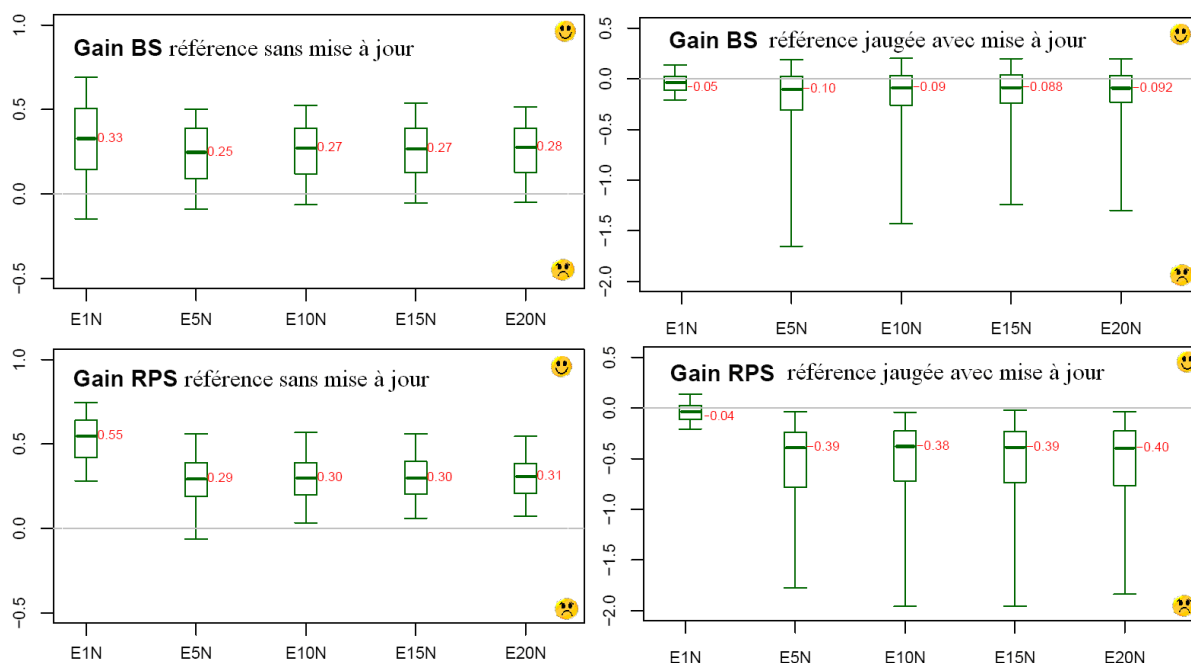


Figure 98 : Gain en Brier 90 et RPS du modèle mis à jour avec les corrections des voisins géographiques (E1N...E20N), par rapport à la situation jaugée sans mise à jour (XREF) et à la situation jaugée avec mise à jour (REF)

La Figure 99 présente l'évolution du diagramme de précision d'ensemble pour les bassins versants : le Serein à Bierre-lès-Semur (267 km²), l'Oudon à Châtelais (731 km²), la Meuse à Stenay (3914 km²), et l'Isle à Mayac (806 km²) selon différents tests de mises à jour. Les situations suivantes sont illustrées :

- bassin jaugé mis à jour localement : REF,
- bassin jaugé non mis à jour : XREF,
- bassin mis à jour avec les débits spécifiques du bassin le plus proche : N1N,
- bassin mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche : E1N.

L'évolution des diagrammes montrent une amélioration de la précision d'ensemble, entre aucune mise à jour (b) et une mise à jour avec les corrections du bassin le plus proche pour tous les bassins versants (d). Les tests non mis à jour et mis à jour avec les débits spécifiques des voisins présentent les plus mauvais diagrammes de précision. La précision d'ensemble du bassin jaugé est difficilement atteinte par les tests.

La Figure 100 présente un exemple de l'évolution du diagramme de PIT pour le bassin versant l'Oudon à Châtelais (731 km²) pour les mêmes situations cités précédemment. On constate que pour ces situations testées, les diagrammes de PIT n'évoluent pas, la fiabilité des prévisions reste donc mauvaise avec tous ces tests.

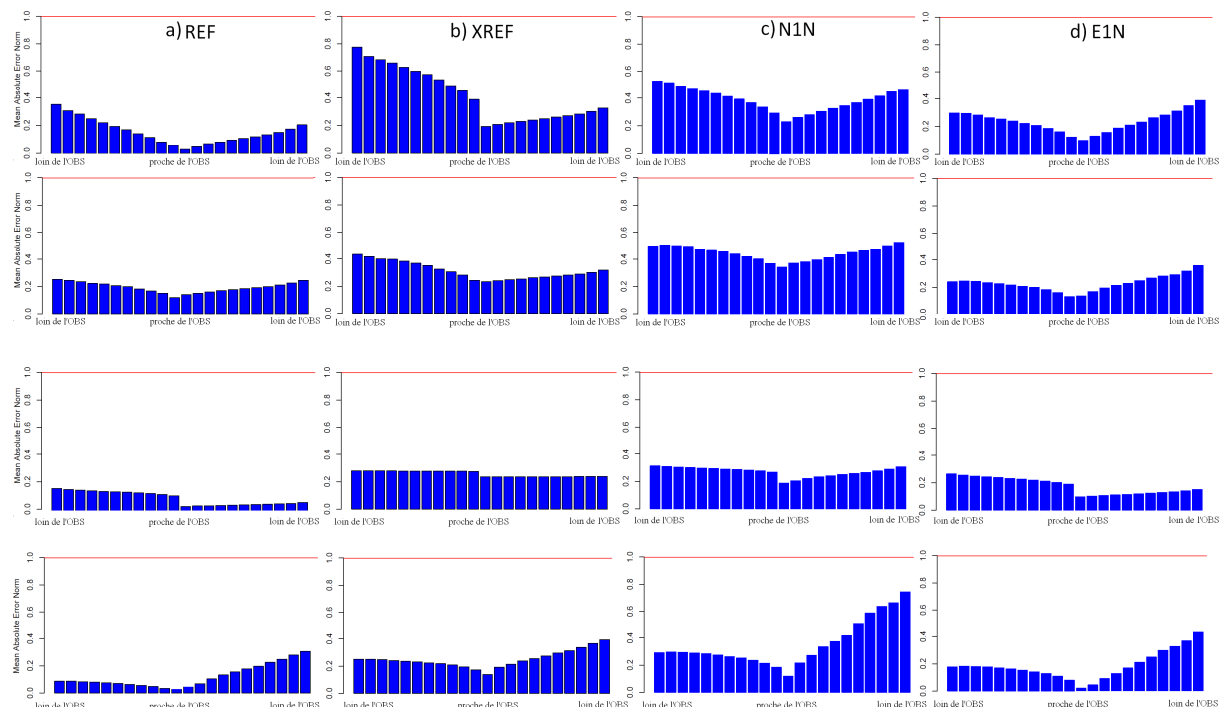


Figure 99 : Diagramme de précision du bassin le Serein à Bierre-lès-Semur (267 km²) , l'Oudon à Châtelais (731 km²) , la Meuse à Stenay (3914 km²) et l'Isle à Mayac (806 km²) pour les situations, a) bassin jaugé REF b) bassin jaugé non mis à jour XREF c) bassin mis à jour avec les débits spécifiques du bassin le plus proche N1N d) bassin mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N

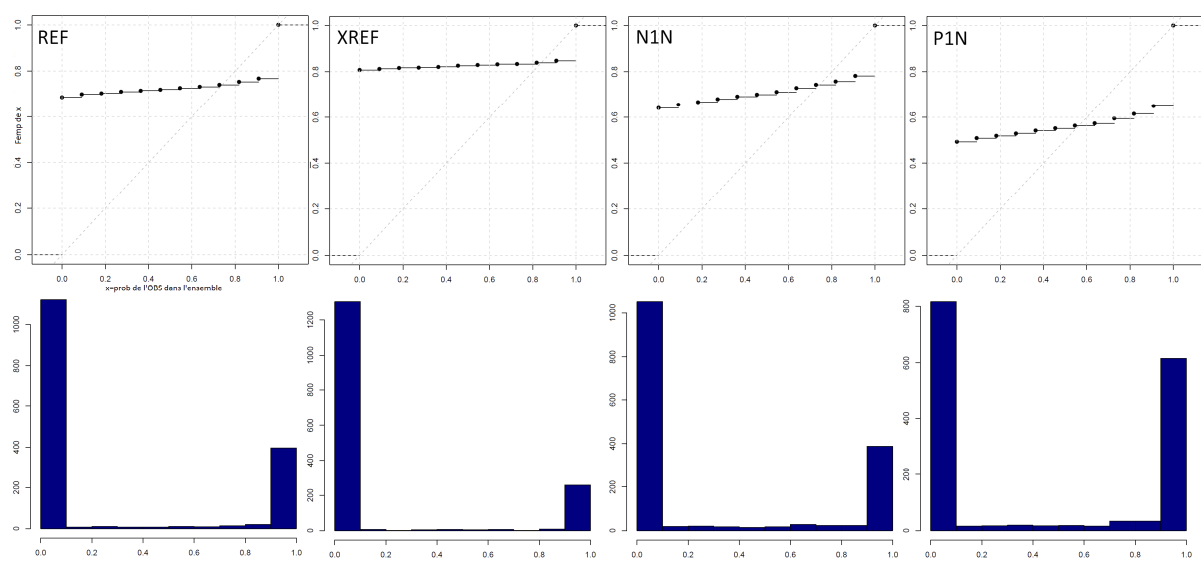


Figure 100 : Diagramme de PIT du bassin l'Oudon à Châtelais (731 km²) pour les situations, a) bassin jaugé REF b) bassin jaugé non mis à jour XREF c) bassin mis à jour avec les débits spécifiques du bassin le plus proche N1N d) bassin mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N

- **Synthèse des résultats sur le transfert des corrections**

Nous avons mis en évidence que l'utilisation des corrections mesurées sur le voisinage contribue à la qualité des prévisions sur les bassins cibles non jaugés. Ainsi, nous avons ici répondu à une partie de nos interrogations sur la mise à jour : à savoir, quelle information faut-il transférer? Il reste à définir si le voisinage géographique reste toujours les meilleurs donneurs de mises à jour.

Nous avons vu dans les chapitres précédents qu'une amélioration de la fiabilité pouvait être obtenue à l'aide d'une approche pour le transfert des paramètres du voisinage géographique, mais que rarement une amélioration de l'attribut précision était atteinte. L'approche ici testée de mise à jour avec les corrections en débit du voisinage a montré qu'il est possible de contribuer à l'amélioration de la précision, même s'il y a encore une marge large d'amélioration. Les prochaines démarches de ce chapitre auront ainsi pour objectif de chercher une approche plus élaborée, tout en essayant de rester simple et robuste au vue des objectifs sous jacents d'opérationnalité des méthodes explorées pour améliorer cette précision.

7-4 Transfert des corrections avec contrainte sur les pluies antécédentes

Jusqu'à présent, nous avons considéré les mêmes donneurs de mises à jour sur l'ensemble des jours de prévision. Il serait pourtant logique d'envisager de changer de donneurs à chaque jour en fonction du type d'événement pluvieux auquel le bassin cible est soumis. Même si le fait de considérer plusieurs bassins voisins permet de recouvrir une large zone géographique, ceci peut encore être affiné.

Toujours dans la perspective d'améliorer la qualité des prévisions, nous avons considéré, parmi les 20 bassins donneurs du voisinage géographique, ceux ayant reçu approximativement la même quantité de pluie que le bassin cible dans les jours précédents, ou ceux ayant sensiblement les mêmes tendances dans l'évolution des débits les jours qui précèdent le jour de la prévision. Deux approches peuvent ainsi être considérées : (i) soit se baser sur le taux de remplissage du réservoir de production, (ii) soit se baser sur les cumuls antérieurs de pluie. Nous faisons le choix d'opter pour la deuxième approche, sachant que le principe reste le même pour les deux méthodes.

La question se pose ainsi sur le nombre de jours à considérer pour le calcul de ces pluies antécédentes. Nous avons choisi d'étudier les délais de 3, 6 et 14 jours. Les 14 jours correspondent à la durée maximale utilisée pour le calcul des indices de pluies antécédentes d'après Heggen *et al.* (2001)²⁴; ou encore à la durée maximale à considérer pour la

²⁴ L'indice de pluie antécédente, ou API, correspond à un indice conventionnellement utilisé pour caractériser les conditions antécédentes d'humidité du sol suite à une averse. Le nombre de jours considéré varie de 5 à 14 jours.

classification des "curve number" de la méthode SCS²⁵, voir Mishra et Singh, (2003) ; Silveira *et al.*, 2000. En effet, l'étude des durées caractéristiques de nos 211 bassins versants dans le Chapitre 4 (§ 4-3-4) a permis de trouver que les durées caractéristiques varient entre 8 h et 11 jours. Ces durées considérées ne semblent donc pas illogiques. Cependant, il faut également noter que les bassins soumis à des pluies convectives, rapides et de forte intensité, auront des événements de l'ordre de quelques minutes ou quelques heures, tandis que les bassins soumis à des événements du type frontaux auront des événements à durée plus longue, c'est-à-dire, de plusieurs jours.

Indépendamment du nombre de jours de pluie antécédente considéré, le principe de l'approche reste le même. Le cumul des pluies des N derniers jours avant la date de prévision est calculée pour chaque jour de notre période d'évaluation (voir Figure 101 pour l'exemple de 3 jours). Les bassins voisins sont alors classés en fonction des différences de cumul de pluie antécédente. Ainsi le bassin ayant le plus proche cumul de pluie par rapport au site cible est considéré comme le donneur le plus proche. Nous pouvons définir les 5, 10, 15 voisins géographiques les plus proches en pluviométrie antécédente (il faut noter que les 20 voisins géographiques sont les mêmes que les voisins en cumul de pluie antécédente). Les donneurs changent ainsi pour chaque jour de prévision. Nous essayons ainsi donc de varier les donneurs de mises à jour et de discerner les impacts dans la qualité des prévisions.

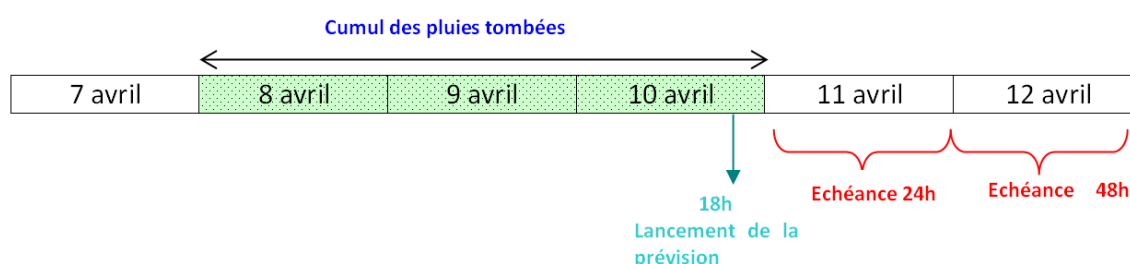


Figure 101 : Illustration du mode de calcul des cumuls des pluies antécédentes à 3 jours pour la prévision lancée le 10 avril pour le 11 avril (Echéance 1) et le 12 avril (Echéance 2)

- ***Evaluation des prévisions***

La Figure 102 montre les variations des différents scores en comparant les voisins géographiques et les voisins en cumul de pluie pour 3, 6 et 14 jours. Les scores sont présentés en ligne et les différents jours pour le cumul de pluies antécédentes de pluies antécédentes sont présentés en colonne. Les résultats (Figure 102) montrent que :

²⁵ La méthode du *curve number* a été développée par le SCS (Soil Conservation Service, ou actuellement le National Resources Conservation Service) aux Etats-Unis pour mesurer le volume ruisselé à partir d'un événement pluvieux. Les limites de 5 jours indiqués par la méthode du SCS concernant les précipitations antécédentes à considérer ne sont pas vérifiées dans l'étude de Silveira *et al.*, 2000, qui préconise une durée plus longue, allant de 14 à 15 jours. Il faut cependant noter que le bassin étudié par Silveira *et al.* (2000) est un bassin en Uruguay.

- contrairement au voisin le plus proche géographiquement, les NRMSE du voisin le plus proche en cumul de pluie antécédente sont les plus élevés quelque soit le nombre de jours considérés pour le calcul du cumul de pluie. Pour les autres scores également, ce scénario où le bassin non jaugé est mis à jour avec le voisin le plus proche en cumul de pluie antécédente présente les plus mauvaises performances, surtout quand le nombre de jours de cumul de pluie considéré est de 3 jours.
- à part le test de mise à jour avec le bassin le plus proche en cumul de pluie antécédente, les différents tests ont montré des valeurs médianes supérieures à la situation où le bassin ne serait pas mis à jour.
- à partir de 5 voisins considérés, les performances avec les voisins en cumul de pluie antécédente et les voisins géographiques sont très proches.

La Figure 103 montre une comparaison des scores entre le bassin le plus proche géographique et le bassin le plus proche en cumul de pluie antécédente sur 3, 6 et 14 jours. Le voisin le plus proche géographique (E1N) surpasse en général sur tous les scores et quel que soit le nombre de jours considérés pour le cumul de pluie antécédente (P1N). Ceci est plus marqué pour les scores probabilistes Brier 90 et RPS où les scores des tests mis à jour avec les corrections du voisin le plus proche donne largement de meilleurs scores.

Seul le score CSI montre quelques bassins où le score calculé avec le cumul de pluie surpasse le plus proche voisin géographique. En l'occurrence, la carte de la Figure 104 montre une comparaison des performances en CSI pour chaque bassin versant entre la mise en jour avec le voisin le plus proche en cumul de pluie antécédente sur les 14 jours et le voisin géographique. On constate que les bassins concernés sont en général regroupés dans le nord-est de la France où la densité des bassins est plus importante et les distances plus faibles. On peut ainsi expliquer ces résultats par le fait que les bassins les plus proches en cumul de pluie antécédente, n'est certes pas le plus proche géographiquement, mais n'est en moyenne pas très éloigné du bassin cible.

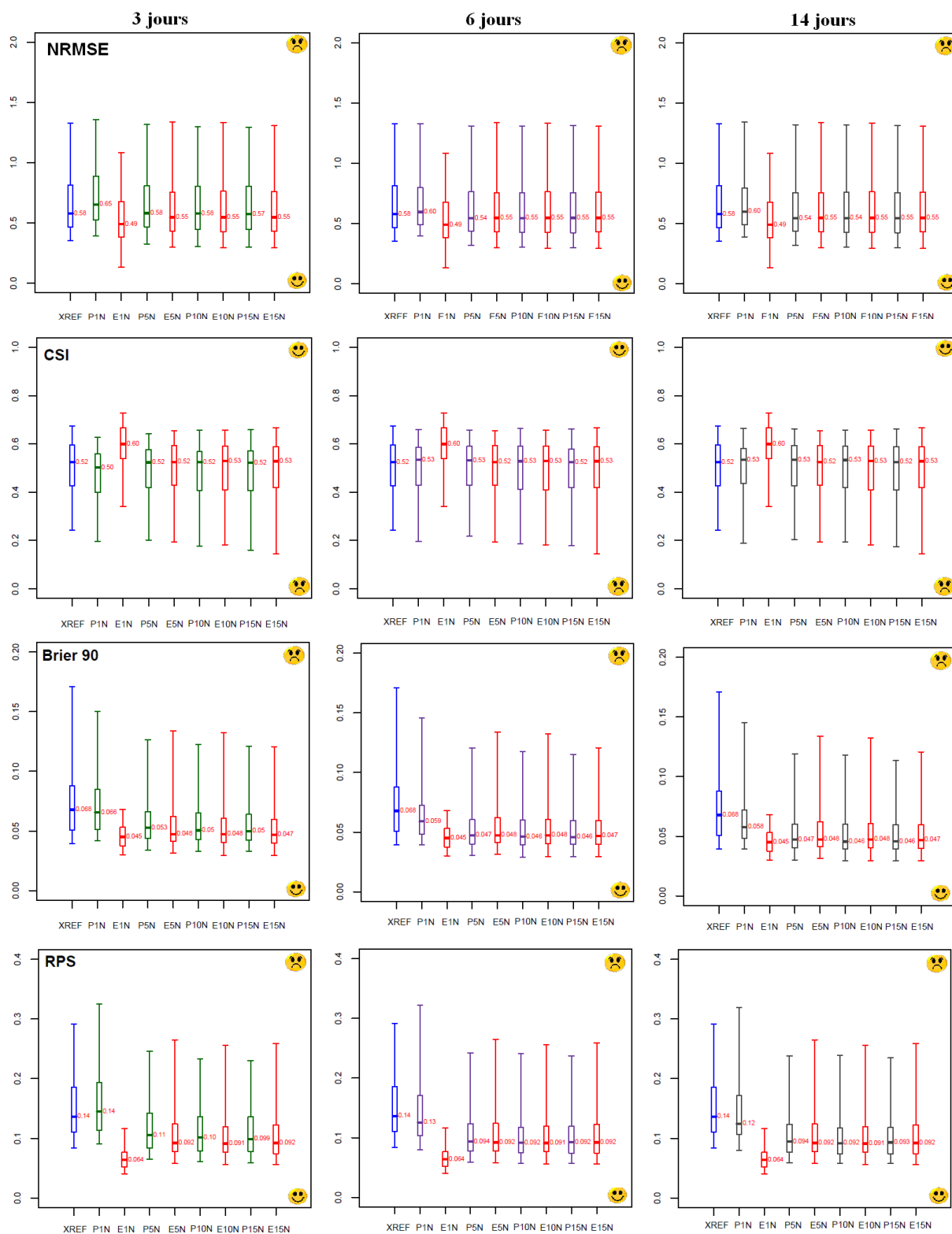


Figure 102 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des 211 bassins versants selon les donneurs de mises à jour. Chaque score est présenté par ligne, et le nombre de jours de cumuls de pluie est présenté en colonne. La référence présentée est celle qui n'est pas mise à jour XREF. Les performances où le modèle est mis à jour avec les voisins géographiques (E1N...E15N) et les voisins similaires en cumul de pluies antécédentes (P1N...P15N) sont comparées

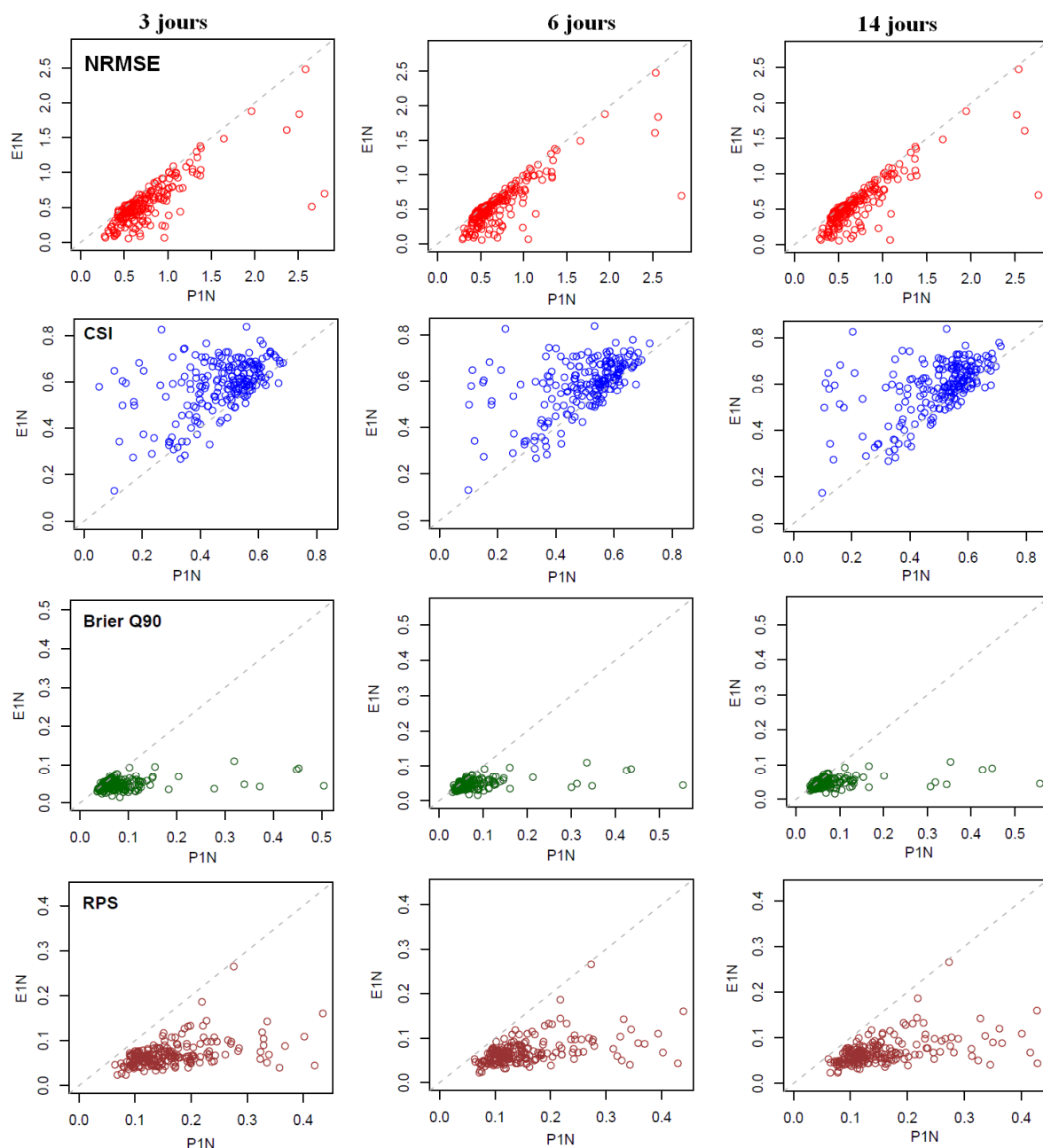


Figure 103 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des 211 bassins versants. En ordonnée : performance des prévisions avec une mise à jour effectuée avec les corrections du voisin le plus proche (E1N); en abscisse : performance des prévisions avec une mise à jour effectuée avec les corrections du voisin le plus proche en terme de cumul de pluie antécédente (P1N). Chaque score est présenté par ligne, et le nombre de jours de cumul de pluie est présenté en colonne

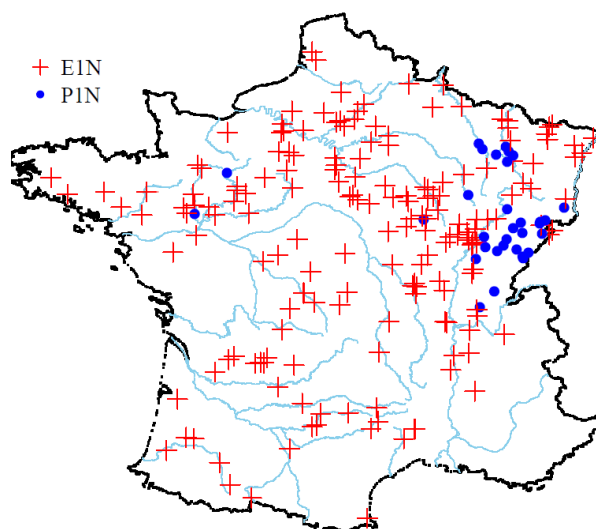


Figure 104 : Carte représentant la mise à jour la plus performante pour les 211 bassins versants pour le score CSI, entre la mise en jour avec les corrections du voisin le plus proche en cumul de pluie en 14 jours (P1N) du voisin géographique

La Figure 105 présente le diagramme de précision d'ensemble pour les bassins l'Eure à Louviers (5891 km²) et l'Armançon à Quincy-le-Vicomte (477 km²) pour différents cas :

- bassin non mis à jour : XREF,
- bassin mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche : E1N,
- bassin mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie antécédente sur 3 jours : P1N,
- bassin mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches : E10N,
- bassin mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie antécédent : P10N.

Pour les deux bassins, on constate une amélioration de la précision d'ensemble par rapport à la situation non jaugée avec le plus proche bassin géographique et en cumul de pluie antécédente. Pour le premier bassin, le voisin en cumul de pluie antécédente produit nettement des prévisions moins précises que le voisin géographique lorsqu'un seul donneur est considéré, ce qui n'est pas le cas pour le second bassin, où les performances sont proches pour les deux situations. Par contre, les valeurs des MAE normalisés des diagrammes de précision d'ensemble sont plus élevées avec les 10 voisins géographiques et les 10 voisins en cumul de pluie et ceci quelque soit le bassin versant considéré.

La Figure 106 présente également des diagrammes de précision d'ensemble pour les bassins versants de la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²), le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²), l'Eyre à Salles (1678 km²) et l'Yèvre à Savigny-en-Septaine (545 km²). Ce sont les bassins versants dont les bassins les plus proches présentent les distances les plus grandes sur les 211 bassins versants d'étude :

- pour le bassin de la Dives au Mesnil-Mauger, son bassin le plus proche se trouve à 75 km ;
- pour le bassin du Tech à Argelès-sur-Mer, son bassin le plus proche se trouve à 150 km ;
- pour l'Eyre à Salles, le bassin le plus proche se trouve à 73 km ;
- pour l'Yèvre à Savigny-en-Septaine, le bassin le plus proche se trouve à 65 km.

On constate ainsi pour ces bassins versants que les diagrammes de précision d'ensemble entre le bassin le plus proche géographique et le plus proche en cumul de pluie sont presque équivalents sauf pour le troisième bassin où la mise à jour avec le voisin géographique est légèrement supérieure. Lorsque plusieurs donneurs de mises à jour sont considérés, la précision est dégradée mais les cas sont variables selon les bassins : pour le premier bassin, la précision est moins bonne lorsque les voisins géographiques sont donneurs de mises à jour, pour le deuxième et quatrième bassins, les performances sont égales et pour le troisième bassin les performances des prévisions mises à jour avec les 10 voisins en cumul de pluie antécédente sont mauvaises en précision.

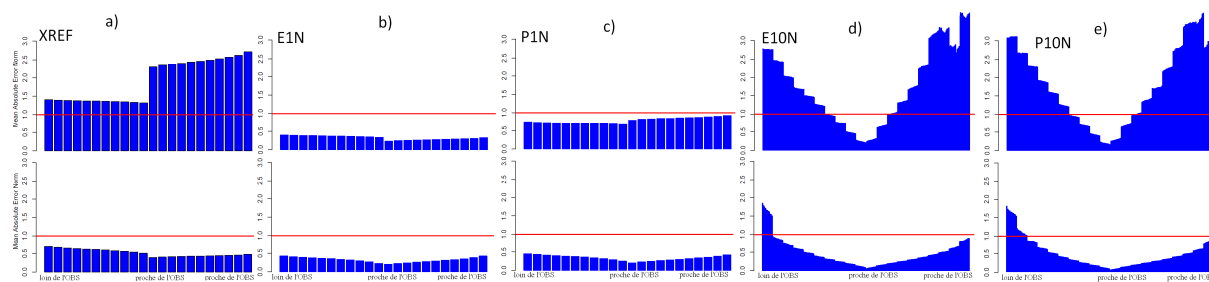


Figure 105 : Diagramme de précision des bassins l'Eure à Louviers (5891 km²) et l'Armançon à Quincy-le-Vicomte (477 km²) pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N

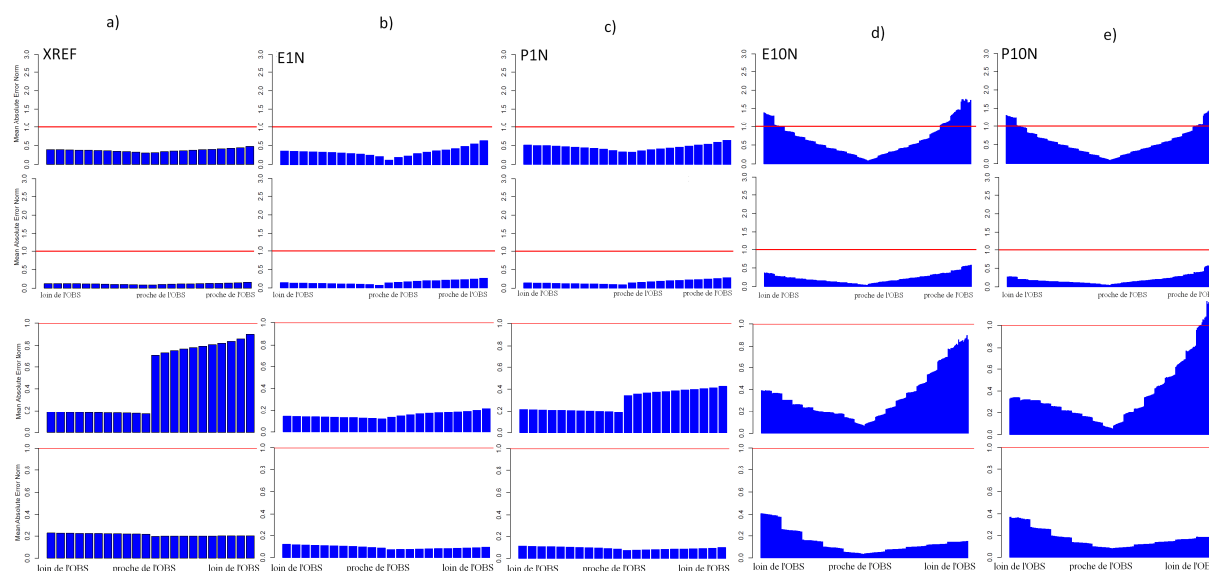


Figure 106 : Diagramme de précision d'ensemble des bassins la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²), le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²), l'Eyre à Salles (1678 km²) et L'Yèvre à Savigny-en-Septaine (545 km²), pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N

Les Figure 107 et Figure 108 et Figure 109 et Figure 110 présentent les diagrammes de PIT pour 4 des 6 bassins versants considérés ci-dessus : l'Eure à Louviers (5891 km²), l'Armançon à Quincy-le-Vicomte (477 km²), la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²), le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²). Pour tous les bassins versants, on constate les mêmes résultats : à savoir, aucune amélioration de la fiabilité entre la mise à jour avec le voisin en cumul de pluie antécédente et le voisin géographique. Entre 1 et 10 bassins versants considérés pour le transfert de la mise à jour, la dispersion commence à augmenter et c'est ce qui entraîne une légère amélioration de la fiabilité dans les bassins versants montrés. Cependant, des biais sont encore constatés.

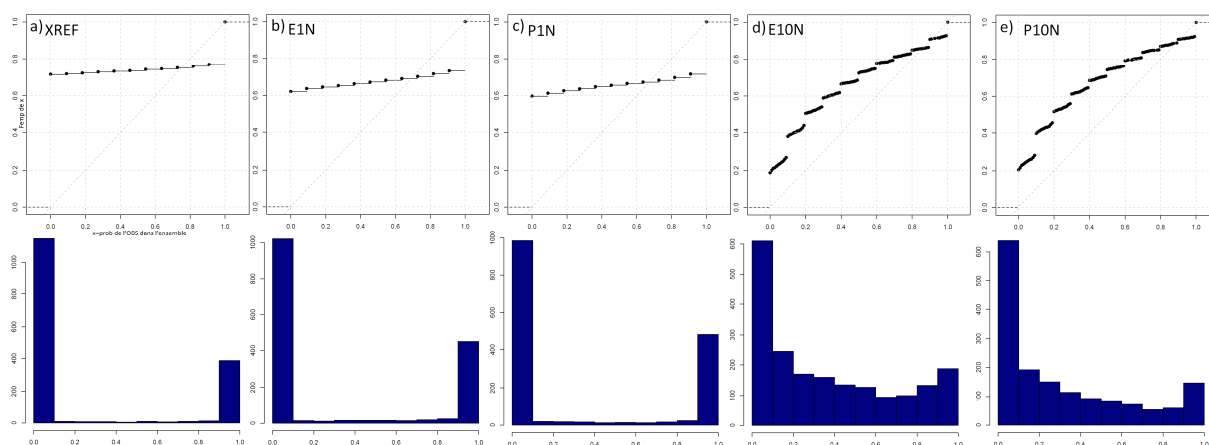


Figure 107 : Diagramme de PIT pour le bassin l'Armançon à Quincy-le-Vicomte (477 km²) pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N

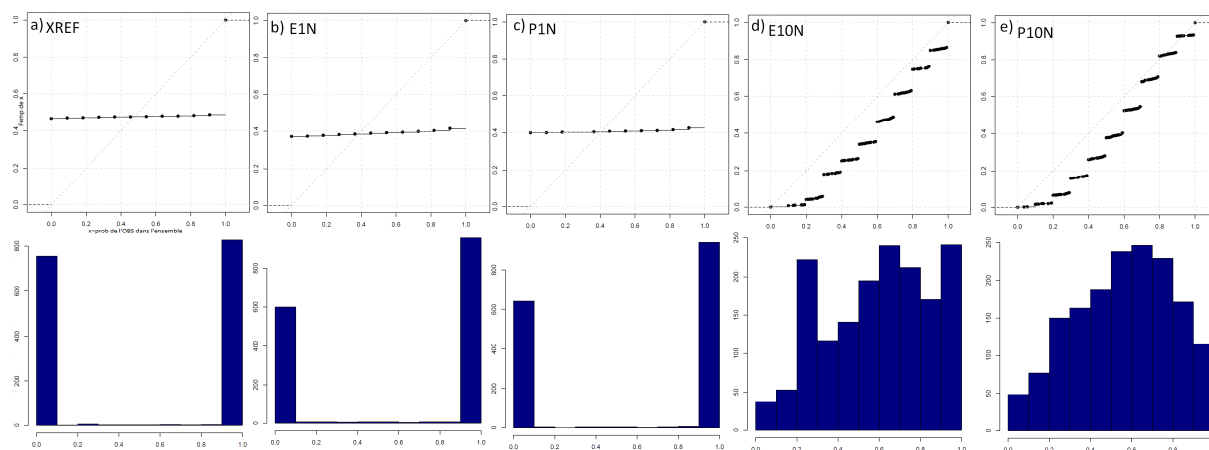


Figure 108 : Diagramme de PIT le bassin l'Eure à Louviers (5891 km²) pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N

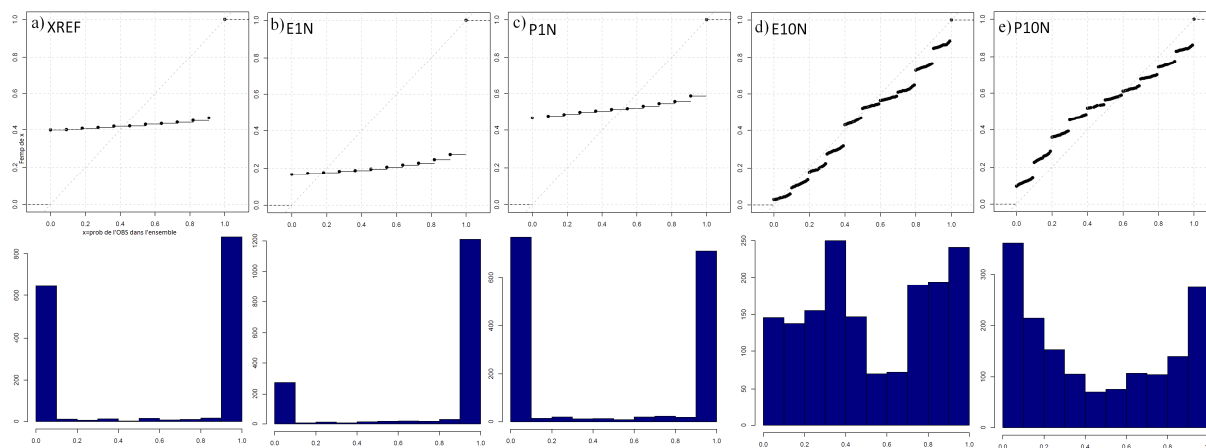


Figure 109 : Diagramme de PIT du bassin la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²) pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N

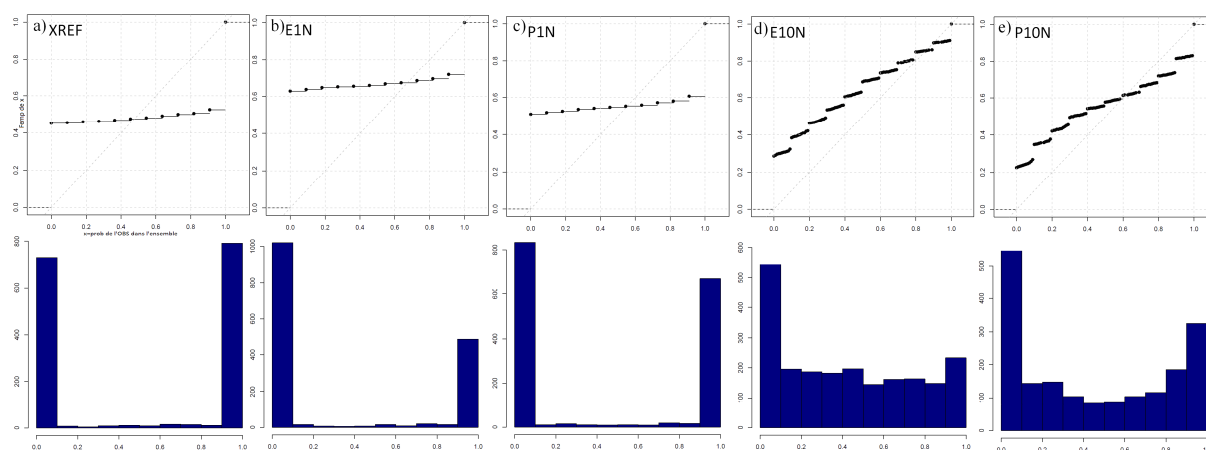


Figure 110 : Diagramme de PIT du bassin le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²) pour différents cas : où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N
Synthèse des résultats pour le transfert des corrections sous contrainte de pluies antécédentes

L'analyse des différents scores a montré que :

- les performances obtenues pour tous les scores en considérant les cumuls de pluie antécédente sur 3, 6 ou 14 jours sont très proches (voire égales). Seul le score NRMSE calculé pour les prévisions mises à jour avec les bassins les plus proches en cumul de pluie antécédente de 3 jours, présente les plus mauvaises scores comparés aux NRMSE calculés sur des cumuls de pluie antécédente sur 6 et 14 jours.
- les performances du bassin le plus proche géographiquement sont en général meilleures que celui du bassin voisin le plus proche en cumul de pluie antécédente, quelque soit le score et le nombre de jours de cumul de pluie considérés. Cependant,

le score CSI est parfois meilleur sur certains bassins avec une mise à jour avec le bassin le plus proche en cumul de pluie. Ces bassins sont surtout concentrés dans le nord-est de la France où les différences de distance entre les bassins voisins sont faibles (due à une densité de bassins versants étudiée plus élevée dans cette zone).

- à partir de 5 voisins, les performances sont très proches quel que soit le nombre de voisins et de jours de cumul de pluie pris en compte pour la mise à jour.
- les performances en précision d'ensemble sont améliorées par rapport à la situation non mise à jour lorsque les corrections du bassin le plus proche et du bassin proche en cumul de pluie sont prises pour mettre à jour le modèle sur le bassin non jaugé.
- La précision d'ensemble du bassin le plus proche est en général supérieure au bassin le plus proche en cumul de pluie. Pour les bassins versants dont la distance au bassin le plus proche est plus grande, les deux tests sont presque équivalents. La précision se dégrade lorsque plusieurs donneurs sont considérés
- la fiabilité entre le transfert des corrections provenant des voisins géographiques et des voisins en cumul de pluie ne varie pas.

Contrairement au bassin versant le plus proche qui reste le même donneur de mise à jour pendant toute la période de prévision, le bassin le plus proche en cumul de pluie antécédente change à chaque jour de prévision. On note cependant que même en raffinant notre démarche sur la recherche de donneurs de mises à jour, les performances en précision d'ensemble ne sont pas améliorées par rapport à une mise à jour où le même donneur est considéré pendant toute la période d'évaluation. Ces résultats peuvent être expliqués par la distribution des distances, en effet, les bassins proches en cumul de pluie antécédente peuvent être parfois plus éloignés du bassin cible. La Figure 111 présente cette distribution des distances pour les voisins géographiques des 1 à 20 voisins géographiques (dist_1N...dist_20N) et les distances pour les voisins en cumul de pluie (dist_1P...dist_20P). Ces dernières sont largement plus grandes que la distance par rapport aux voisins géographiques. On note que lorsque 20 voisins en cumul de pluie antécédente sont considérés, on retrouve les mêmes bassins versants donneurs de mises à jour que les voisins géographiques.

7-5 Transfert de l'information de mise à jour à partir d'une station en amont

Dans le but d'améliorer la précision des prévisions, nous nous intéressons dans cette partie à la mise à jour effectuée à l'aide d'un bassin donneur situé en amont sur le même cours d'eau du site cible non jaugé.

Ainsi, pour mettre à jour le modèle, nous prendrons en compte les corrections des débits prévues des bassins le plus proche en amont. Pour cela, la base de données de 44 bassins est exploitée (Figure 6, Chapitre 2). Cette base est formée par les bassins qui ont une station amont parmi l'ensemble de bassins de notre base de 211 bassins versants.

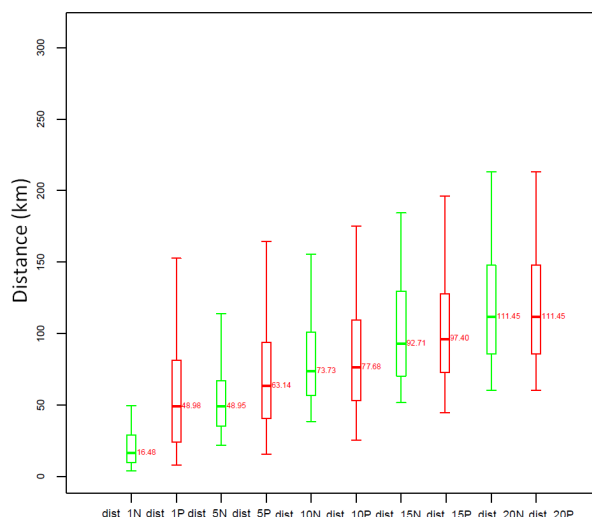


Figure 111 : Distribution des distances entre les bassins cibles et les bassins voisins géographiques (vert) et celles entre les bassins cibles et les bassins voisins en cumul de pluie (rouge)

La Figure 112 présente une comparaison des distances : (i) entre le bassin cible et le bassin amont, et (ii) entre le bassin cible et le bassin le plus proche. La figure montre des points situés dans la diagonale, ceci montre que pour certains bassins (précisément 16 bassins), les bassins les plus proches et les bassins amont se recoupent (points situés dans la diagonale).

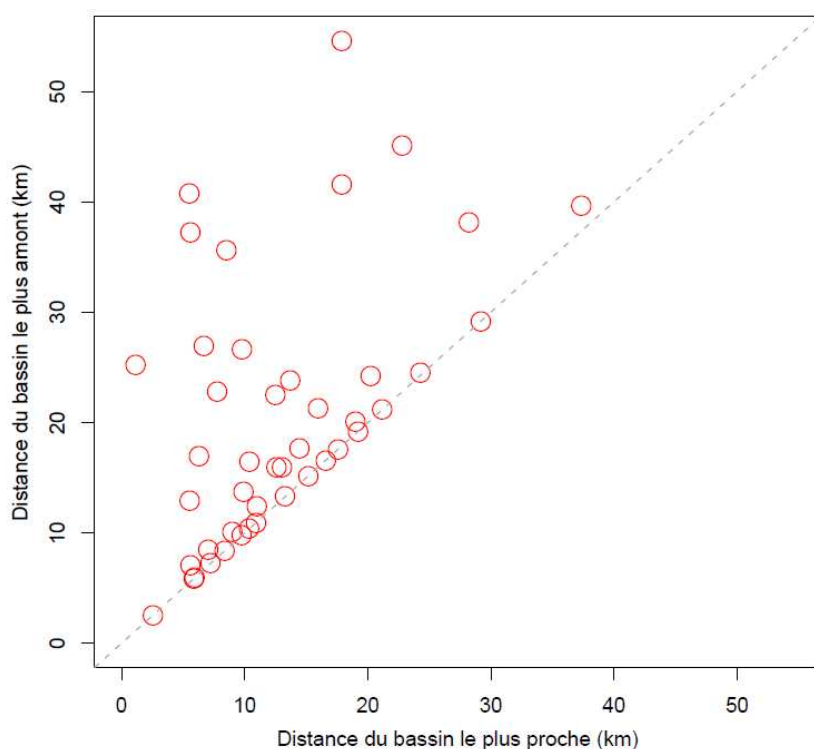


Figure 112 : Comparaison des distances entre d'une part, les bassins cibles et les bassins les plus proches, et d'autre part entre les bassins cibles et les bassins amont

• *Evaluation des prévisions*

La Figure 113 compare les scores NRMSE et CSI pour (i) les références jaugées avec (REF) et sans mise à jour (XREF), (ii) la mise à jour avec les corrections des voisins géographiques (E1N,...E20N) et (iii) la mise à jour avec les corrections du bassin amont (EA1N). Les valeurs des scores moyennes montrent une petite amélioration du NRMSE pour la mise à jour avec le bassin amont par rapport au bassin le plus proche. Ceci laisse indiquer un progrès dans la précision des prévisions hydrologiques. Cependant, il faut nuancer ces résultats car :

- Pour 16 des 44 bassins étudiés ici, le bassin amont est le même que le bassin le plus proche, leurs scores sont donc équivalents ;
- Pour 8 bassins versants dont le bassin le plus proche et le bassin le amont sont situés à une distance équivalente du bassin cible (la différence des distances est inférieure à 4 km), les valeurs des NRMSE sont très proches ;
- Le NRMSE est effectivement amélioré sur 12 bassins versants, pour le reste des bassins (les 8 bassins cités ci-dessus), le plus proche voisin reste celui qui donne la meilleure précision.

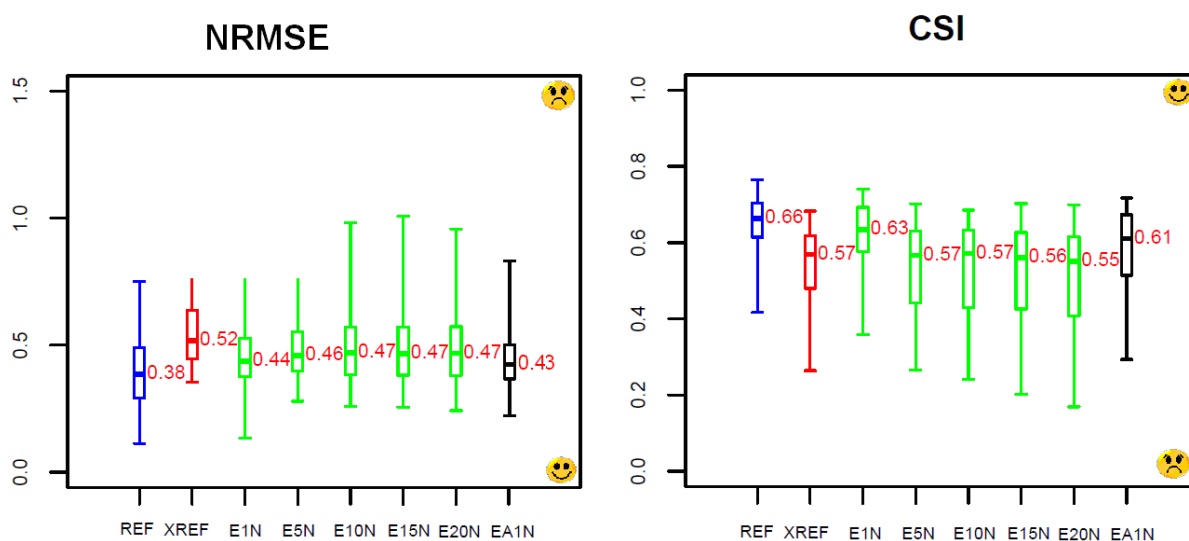


Figure 113 : NRMSE et CSI pour la référence jaugée où le modèle est : mis à jour (REF), non mis à jour (XREF) sur les 44 bassins ayant un bassin amont, mis à jour avec les corrections des bassins voisins (E1N...E20N), et avec les corrections du bassin amont (EA1N).

Afin de mettre en évidence les différences de performance entre la mise à jour des débits avec le bassin le plus proche et avec le bassin amont, nous avons évalué les valeurs des gains avec la mise à jour des débits avec le bassin amont. La Figure 114 montre les valeurs des gains en RMSE, CSI, BS et RPS en fonction du rapport entre : la distance entre le bassin cible et son voisin le plus proche géographiquement et la distance entre le bassin cible et son bassin amont. Le gain compare les performances des débits mis à jour avec le bassin le plus proche, et la mise à jour avec le bassin amont, considéré comme référence. Pour rappel, ce gain est obtenu par la formule de l'Equation 13 : un gain positif indique que la mise à jour

avec le bassin proche est meilleure que celle avec le bassin amont. Un rapport de distance proche de l'unité indique que le bassin amont et le bassin le plus proche se trouvent à des distances presque similaires par rapport au bassin cible. Un rapport plus petit que l'unité montre que le bassin amont est plus loin du bassin cible par rapport au bassin voisin géographique le plus proche.

La Figure 114 montre que les gains en RMSE, CSI et Brier 90 sont globalement positifs jusqu'à un rapport de distance autour de 0.5 montrant que la performance ne s'améliore pas quand les corrections mesurées sur le bassin amont sont utilisées pour la mise à jour, seul le score RPS ne montre pas de tendance. Les bassins dont les gains sont autour de 0 montrent que les deux méthodes de mise à jour sont équivalentes.

Ces résultats montrent ainsi que les cas où les bassins amont surpassent les voisins les plus proches sont souvent les cas où le bassin amont se trouve dans un rapport de distance supérieur à 0.5.

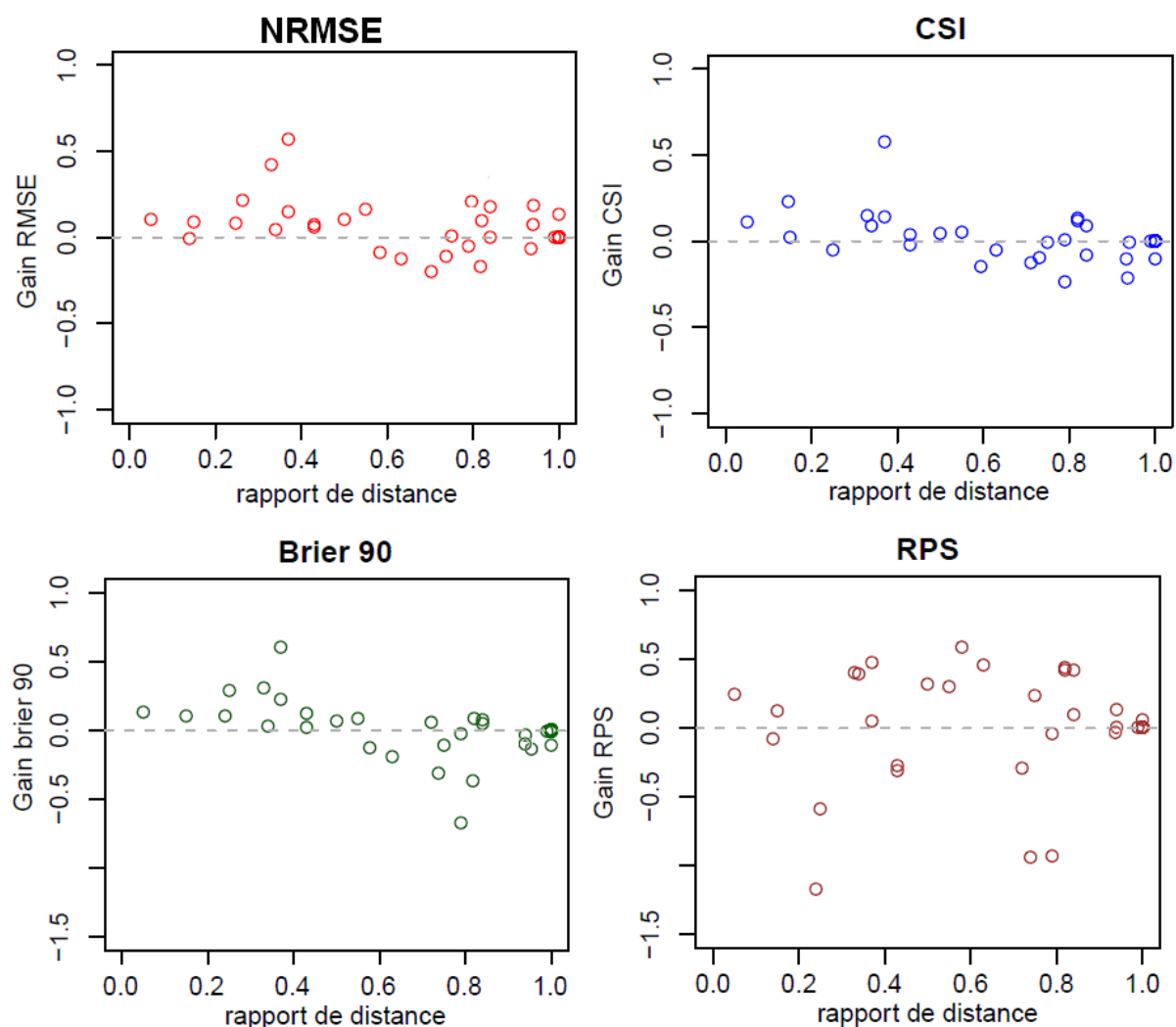


Figure 114 : Valeurs des gains avec une mise à jour à partir des corrections des bassins amont, pour les scores en NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS en fonction du rapport de distance

La Figure 115 montre les diagrammes de précision d'ensemble des bassins la Seille à Metz (1274 km²) et l'Arroux à Digoin (3171 km²). Les situations présentées comparent l'évolution du diagramme quand on considère le transfert de la mise à jour vers le bassin non jaugée à partir des corrections du bassin donneur le plus proche géographiquement et les corrections du bassin donneur situé en amont du bassin cible. Pour le bassin la Seille à Metz, le bassin amont est La Seille à Nomeny à 24 km et le bassin le plus proche est la Moselle à Hauconcourt à 14 km. Pour le bassin l'Arroux à Digoin, le bassin amont est la Bourbince à Vitry-en-Charollais à 7 km et le bassin le plus proche est l'Arroux à Rigny-sur-Arroux à 6 km. Les cas présentés montrent des cas où la mise à jour avec les corrections du bassin amont améliore la précision d'ensemble sur le bassin.

Les Figure 116 et Figure 117 présentent les diagrammes de PIT pour les mêmes bassins et les différents tests de mise à jour. On constate alors que fiabilité n'évolue pas entre la situation de référence et les mises à jour des débits avec les corrections du bassin le plus proche et du bassin amont.

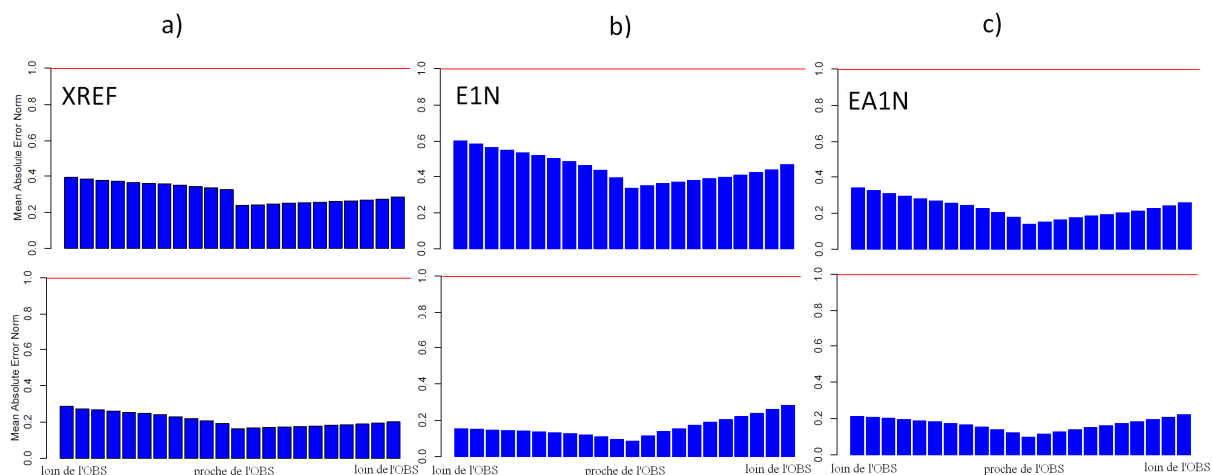


Figure 115 : Diagramme de précision des bassins la Seille à Metz (1274 km²) (haut) et l'Arroux à Digoin (3171 km²) (bas), pour les cas où le modèle est mis à jour b) avec les corrections du bassin le plus proche E1N et c) avec les corrections du bassin amont EA1N. a) La référence est le modèle non mise à jour XREF.

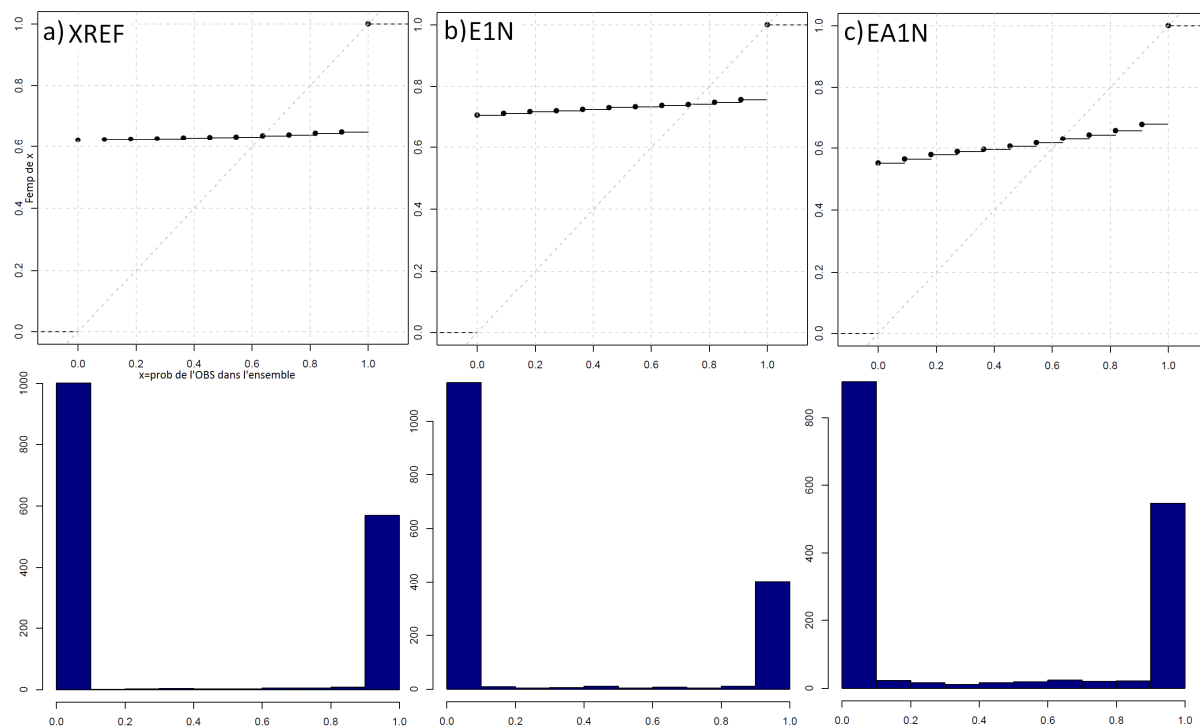


Figure 116 : Diagramme de fiabilité du bassin la Seille à Metz (1274 km²), pour les cas où le modèle est mis à jour b) avec les corrections du bassin le plus proche E1N et c) avec les corrections du bassin amont EA1N. a) La référence est le modèle non mise à jour XREF.

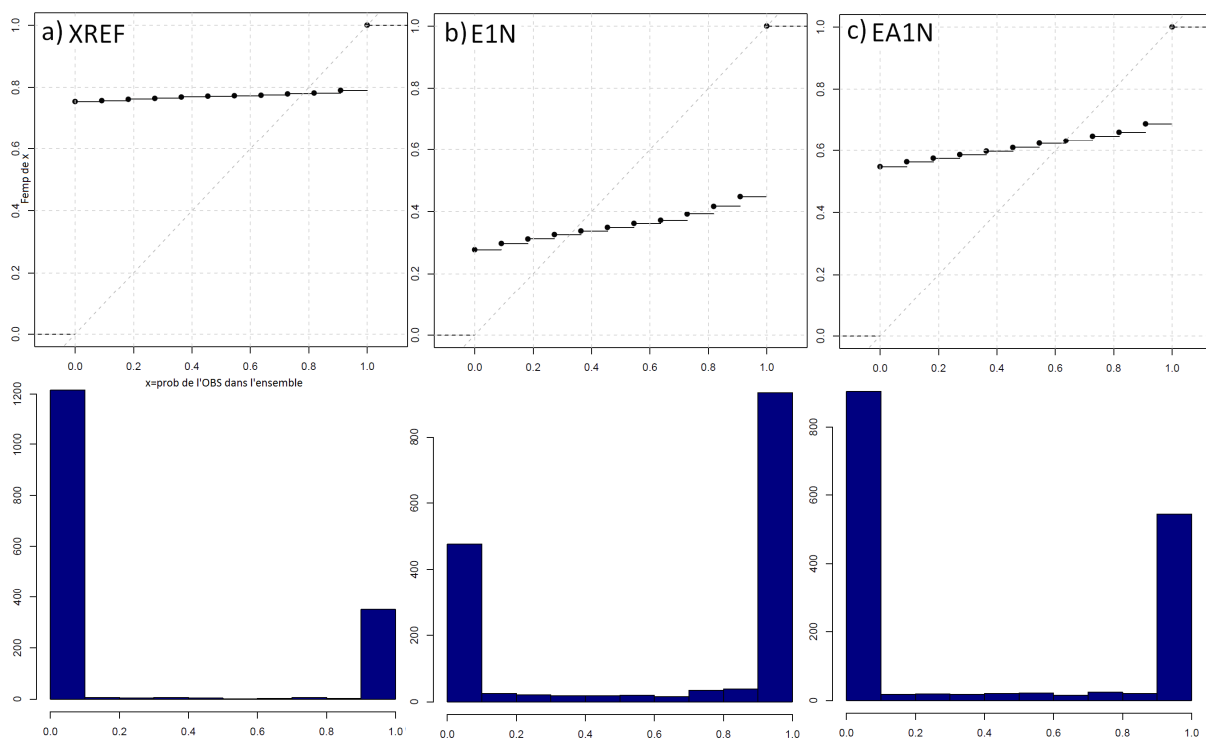


Figure 117 : Diagramme de fiabilité du bassin l'Arroux à Digoin (3171 km²), pour les cas où le modèle est mis à jour b) avec les corrections du bassin le plus proche E1N et c) avec les corrections du bassin amont EA1N. a) La référence est le modèle non mise à jour XREF.

7-6 Transfert de l'information de mise à jour à l'aide du krigeage

Nous examinons ici la méthode du krigeage pour interpoler les corrections des bassins voisins et effectuer le transfert de la mise à jour vers le bassin cible non jaugé à partir de la valeur interpolée au point cible. Avant de décrire les différentes étapes effectuées sur les bassins non jaugés, quelques rappels sur la géostatistique et le krigeage sont présentés en Annexe F.

7-6-1 Application de la géostatistique dans le contexte de la thèse

En hydrologie des bassins versants non jaugés, les techniques de géostatistique sont surtout retrouvées dans les études de (i) détermination des indices de crues et de basses eaux (Haberlandt *et al.*, 2001 ; Grover *et al.*, 2002 ; Castiglioni *et al.*, 2009 ; Nezhad *et al.*, 2010, 2011); (ii) pour la prédétermination (Skøien *et al.*, 2006 ; Merz *et al.*, 2008; Sauquet, 2006), (iii) ou pour le calcul de débits moyens (Marković et Koch, 2006 ; Sauquet, 2008).

En prévision hydrologique, la géostatistique intervient surtout dans la phase "simulation", c'est-à-dire au niveau des paramètres du modèle hydrologique. Les méthodes les plus récurrentes consistent à kriger les paramètres soit (i) par rapport au voisinage géographique, (ii) soit par la combinaison avec des caractéristiques climatiques ou physiques des bassins versants (Vandewiele et Elias, 1995 ; Parajka *et al.*, 2005; Viviroli *et al.*, 2009).

Dans cette thèse, la géostatistique est appliquée à la partie "mise à jour" des prévisions. L'outil utilisé est le package *gstat*²⁶.

Pour rappel, notre objectif est d'améliorer l'étape de mise à jour de notre modèle de prévision pour les bassins non jaugés. Les différents résultats que nous avons obtenus jusqu'à présent ont montré que le transfert d'information du voisinage géographique ou du bassin immédiatement en amont pouvait améliorer les performances de nos prévisions en termes de précision. Nous avons également vu que l'information provenant des bassins voisins pouvait apporter une information de plus pour optimiser les prévisions. La géostatistique est un outil qui nous permettra de prendre en compte la structure spatiale des corrections faites aux débits pendant la mise à jour. Ainsi, nous avons pour but ici de kriger les corrections journalières et de les transposer au bassin non jaugé.

Les 20 voisins géographiques sont considérés²⁷, puis un variogramme empirique est initialisé et calculé pour chaque jour de prévision. Un variogramme théorique est ensuite calé automatiquement à partir des corrections de ces voisins. Les paramètres du variogramme (portée et pallier), ainsi que sa structure sont définis pour chaque jour de prévision et pour

²⁶ *gstat* est une librairie disponible gratuitement sur logiciel libre R. Il permet la modélisation géostatistique multi-variable, la prévision et la simulation, ainsi que la visualisation de diverses fonctions. C'est un outil facilement transposable (Pebesma, 2004), qui peut traiter un grand nombre de questions pratiques. <http://cran.r-project.org/web/packages/gstat/gstat.pdf>

²⁷ Nous avons choisi de prendre en compte uniquement 20 voisins pour être en cohérence avec nos tests précédents. Prendre une valeur inférieure à 20 rend improbable le traitement géostatistique

chaque bassin versant. La forme la plus commune de notre échantillon est une structure gigogne formée par un modèle pépité à l'origine et un modèle sphérique (exemple présenté dans la Figure 118).

Le variogramme ainsi défini, le krigeage permet d'estimer pour chaque jour de prévision, une valeur de correction de mise à jour à utiliser dans le modèle de prévision GRP sur le bassin cible. Un krigeage ordinaire (à moyenne inconnue) est préconisé par le package *gstat* de par la nature même de nos données. Ce qui semble pertinent car pour chaque pas de temps de prévision, seuls 20 valeurs sont disponibles (correspondant aux valeurs des corrections des 20 voisins); un nombre qui est trop peu élevé pour pouvoir estimer une moyenne en géostatistique.

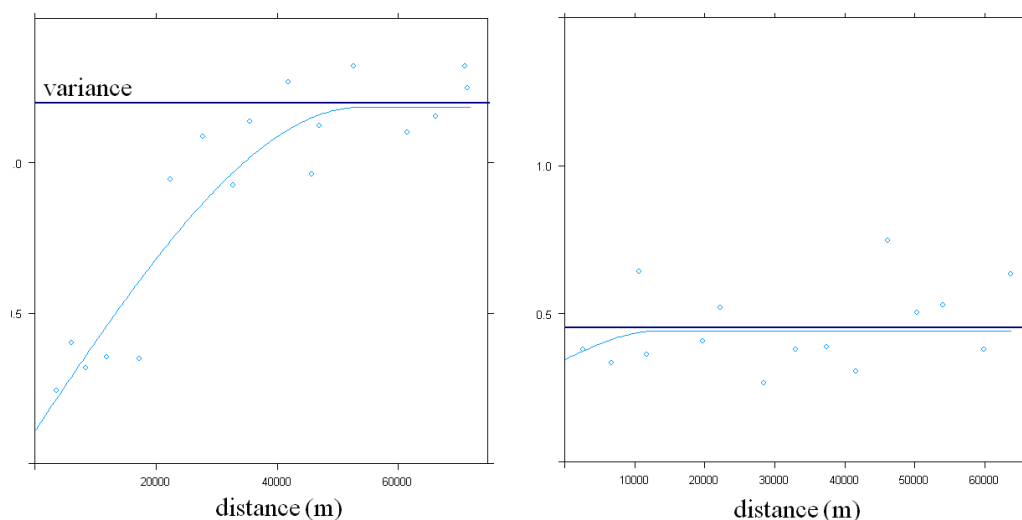


Figure 118 : Exemples de variogrammes ajustés pour 2 bassins versants et 2 jours différents. 1^{er} variogramme : variogramme à structure gigogne composée d'une sphérique de portée égale 52 km, de palier 1.2 et d'une pépité à l'origine de palier de 0.11. 2^{ème} variogramme : variogramme à structure gigogne avec une composante sphérique de portée 13 km, de palier 0.48 et une pépité à l'origine, de palier 0.34

7-6-2 Apport du krigeage pour la mise à jour

Pour pouvoir mesurer les apports de la géostatistique sur les gains en performance des prévisions, nous avons comparé les scores avec la méthode simple de la moyenne arithmétique des corrections journalières des 20 voisins géographiques (ME20N).

- **Evaluation des prévisions**

La Figure 119 présente la distribution des scores NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS sur les 211 bassins versants et pour différents scénarios de mises à jour (pour rappel, les paramètres sont locaux afin de distinguer les effets seuls du changement de mises à jour) : la référence jaugée (REF), la référence non mis à jour (XREF), la mise à jour avec les corrections du bassin le plus proche (E1N), avec les corrections des 20 voisins les plus proches (E20N), la mise à

jour avec la moyenne des corrections journalières des 20 voisins les plus proches (ME20N) et enfin avec la valeur de la correction krigée (K20N).

Pour tous les scores, la mise à jour à partir des corrections krigées montre des performances proches de celles des mises à jour réalisées avec les corrections du plus proche bassin géographique. La valeur de ses différents scores montre des performances supérieures à la situation non mise à jour (XREF), aux mises à jour avec les corrections des 20 voisins géographiques (E20N) aux mises à jour avec la moyenne des corrections des 20 voisins géographiques (ME20N).

La Figure 120 montre les mêmes situations que la Figure 119 mais sur les 44 bassins versants ayant des bassins amont. La figure montre qu'en NRMSE et CSI, les performances du krigeage sont très proches de celles obtenues en utilisant les corrections de débit du bassin amont. Pour les scores probabilistes, ses performances sont presque équivalentes à celles du bassin le plus proche.

La Figure 121 compare les scores entre la mise à jour avec les corrections du bassin le plus proche et le krigeage, elle permet de distinguer les différences réelles entre les scores. On constate ainsi que les scores se trouvent en général sur la diagonale avec cependant quelques nuances :

- plus de bassins se trouvent en dessous de la diagonale pour les scores NRMSE et Brier 90, montrant une meilleure performance pour une mise à jour avec le bassin le plus proche. Plus de bassins sont localisés en dessus de la diagonale pour le CSI, signifiant également une meilleure performance pour le bassin le plus proche pour un plus grand nombre de bassins,
- le score RPS montre une meilleure performance pour la mise à jour réalisée avec le krigeage (on retrouve un peu ici ce que l'on a obtenu avec les boîtes à moustaches) avec un peu plus de bassins en dessus de la diagonale.

Les cartes permettent de lire rapidement les meilleures performances pour chaque bassin versant. Les cartes de la Figure 122 comparent ainsi les différentes approches pour le transfert de mises à jour dans les bassins non jaugés : la mise à jour avec les corrections du bassin le plus proche (E1N), avec les 20 voisins les plus proches (E20N), la mise à jour avec la moyenne des corrections journalières des 20 voisins les plus proches (ME20N) et enfin avec la valeur de la correction krigée (K20N). Le nombre de bassins montrant les meilleurs scores pour chaque mise à jour sont indiqués en-dessous de chaque carte. Les cartes montrent en général une préférence pour la mise à jour avec la correction du bassin le plus proche, sauf pour le critère RPS, dont 112 bassins ont une meilleure mise à jour avec les corrections krigées, ceci peut-être expliquée par une légère amélioration de la fiabilité par la considération du krigeage (surtout apparent sur les diagrammes de PIT, Figure 125). D'ailleurs, le krigeage se trouve avoir le plus grand nombre de bassins versants lui préférant après le bassin le plus proche. Il faut noter qu'on ne retrouve pas de tendance dans la répartition géographique des performances.

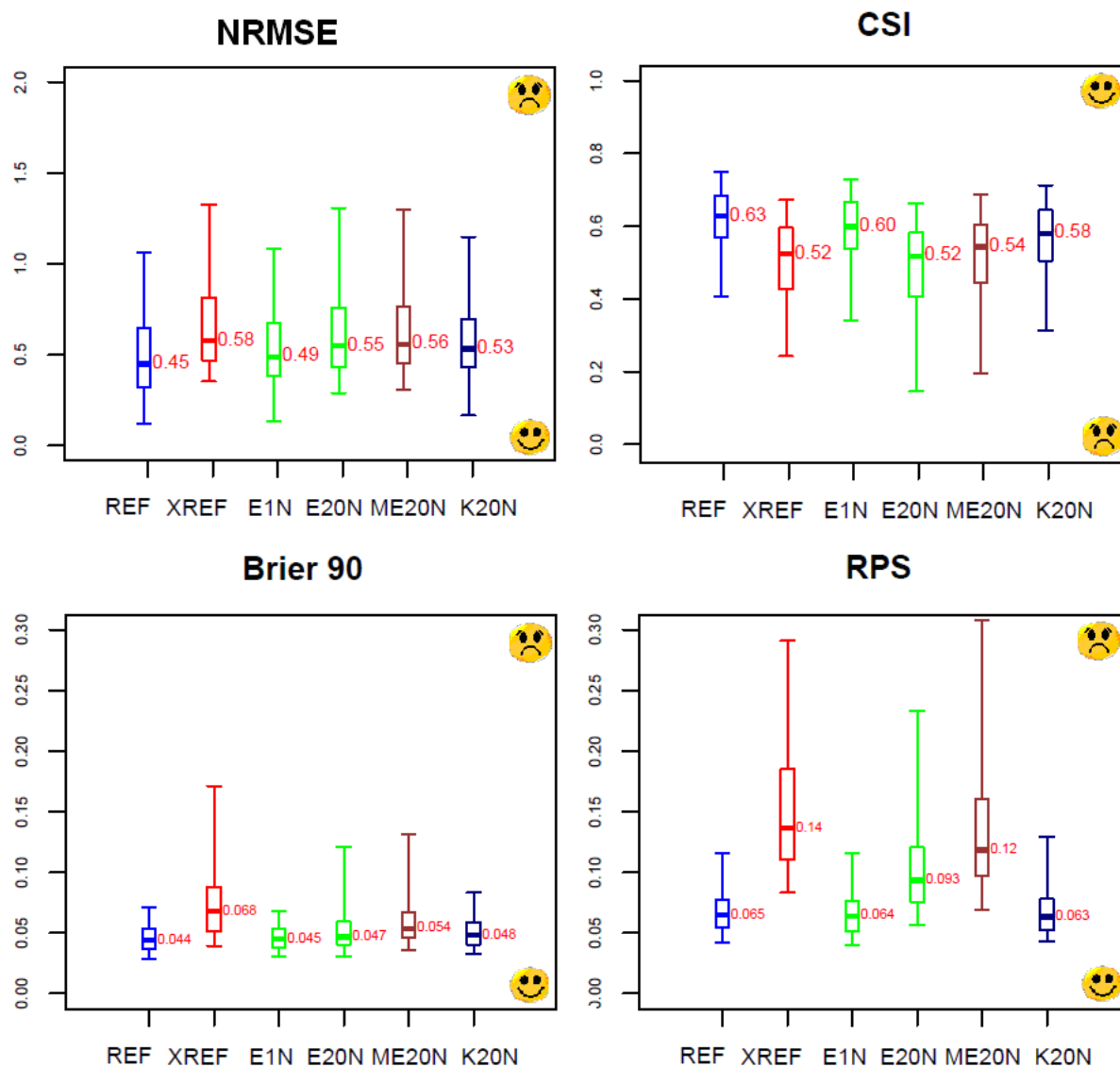


Figure 119 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS pour la référence jaugée avec (REF) et sans mis à jour (XREF), la mise à jour est réalisée avec les corrections du bassin le plus proche (E1N) et des 20 voisins les plus proches (E20N), avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches (ME20N) et avec la valeur de la correction krigée (K20N)

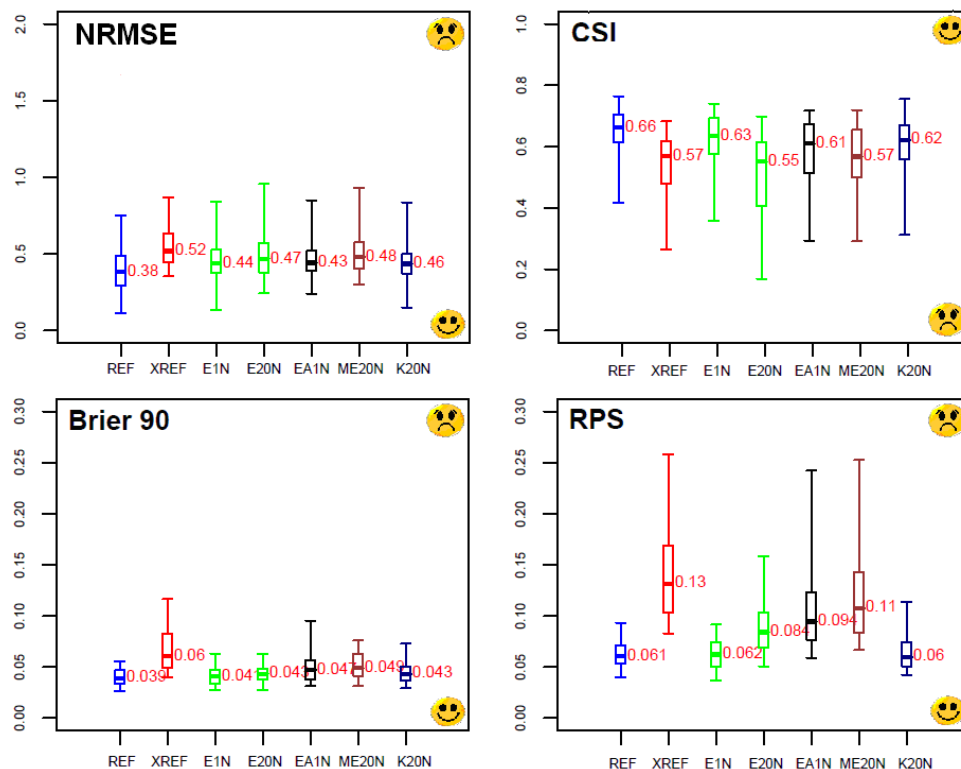


Figure 120 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS pour la référence jaugée avec (REF) et sans mis à jour (XREF), la mise à jour est réalisée avec les corrections le bassin le plus proche (E1N), celles des 20 voisins les plus proches (E20N), celles du bassin amont (EA1N), avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches (ME20N) et avec la valeur de la correction krigée (K20N)

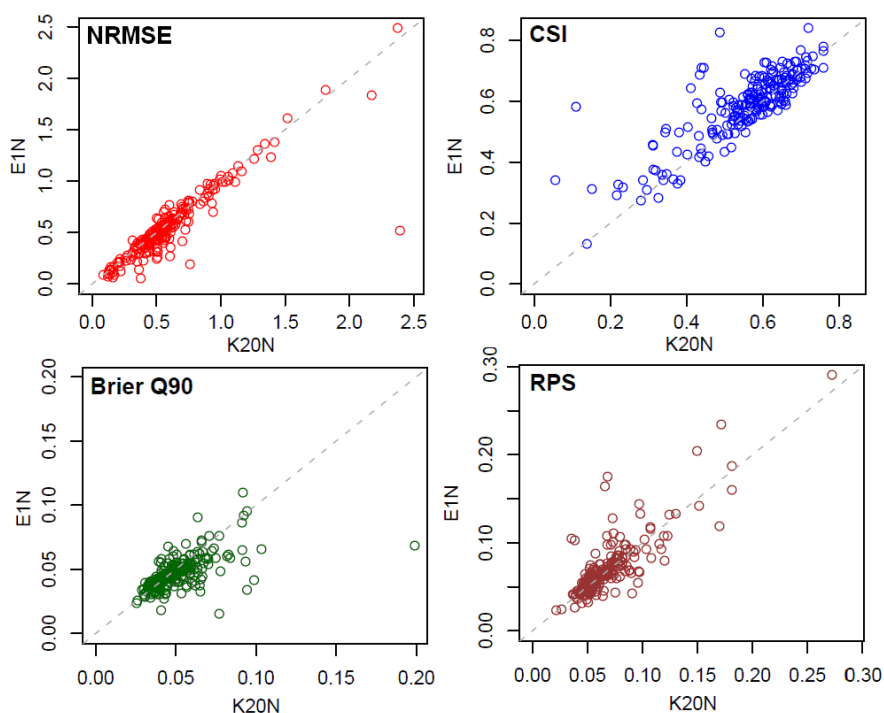


Figure 121 : Valeurs des NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS pour les prévisions mises à jour avec les corrections du bassin le plus proche (E1N) comparées à la mise à jour avec le krigage (K20N)

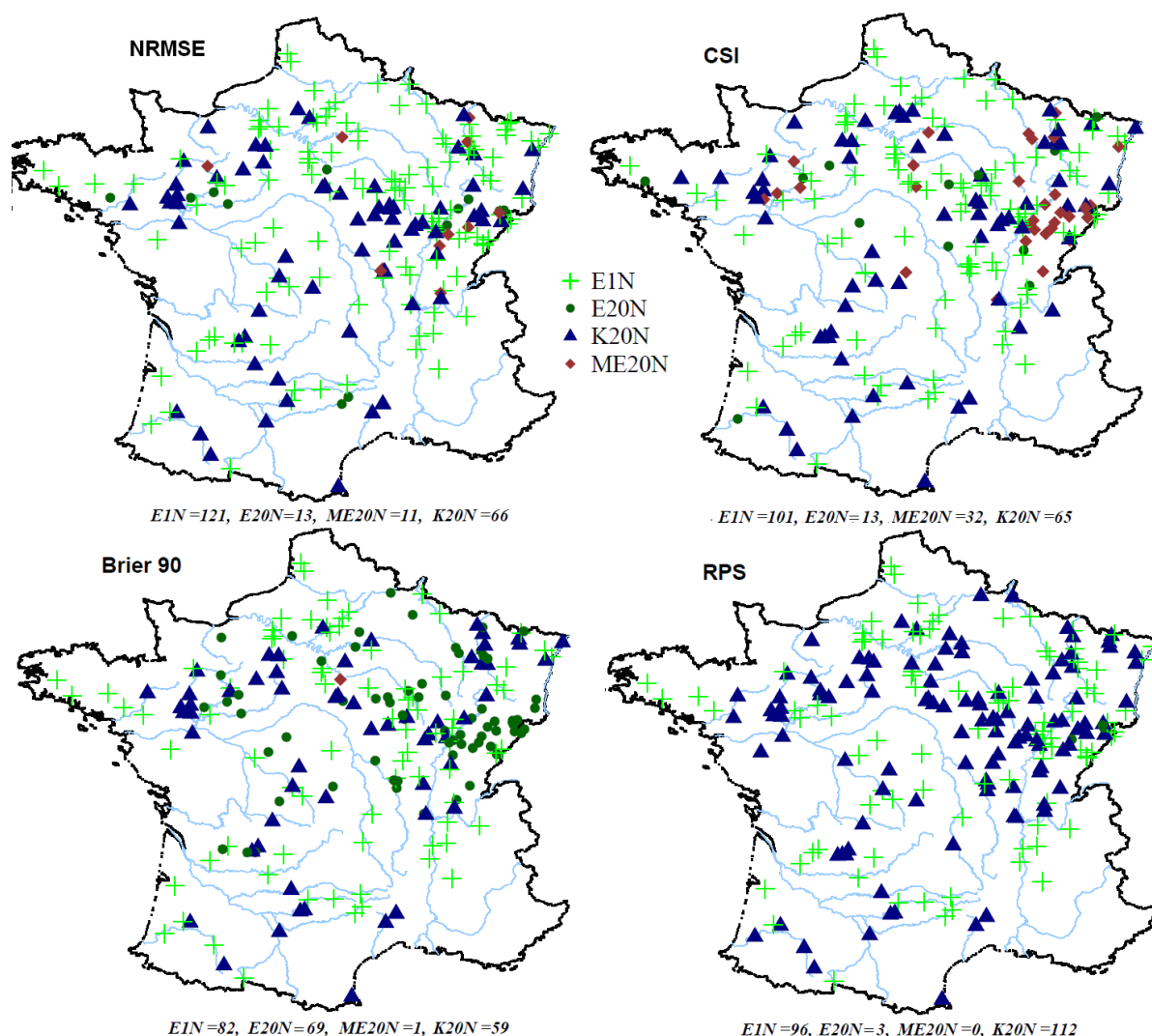


Figure 122 : Carte représentant l'approche la plus performante de mise à jour sur les 211 bassins versants d'étude : comparaison entre les prévisions mises à jour avec le plus proche voisin (E1N), les 20 voisins géographiques (E20N), la moyenne (ME20N) et le krigeage des corrections des 20 voisins géographiques

Les Figure 123 et Figure 124 présentent des diagrammes de précision d'ensemble pour les bassins l'Oust à Pleugriffet (930 km²) et le Lot à Banassac (1158 km²) pour les situations : non mise à jour (XREF), mise à jour avec les corrections des 20 voisins les plus proches (E20N), avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches (ME20N), avec les corrections krigées des 20 voisins les plus proches (K20N). Les diagrammes de précision d'ensemble montrent une amélioration de la précision avec la mise à jour faisant intervenir le krigeage par rapport à la situation sans mise à jour. La précision des prévisions dont les mises à jour sont krigées est aussi supérieure aux autres tests de mises à jour faisant intervenir les corrections des 20 voisins géographiques.

La Figure 125 présente le diagramme de PIT pour le bassin l'Oust à Pleugriffet (930 km²) pour les situations : non mise à jour (XREF), mise à jour avec les corrections des 20 voisins les plus proches (E20N), avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches (ME20N), avec les corrections krigées des 20 voisins les plus proches (K20N). La technique du krigeage

et la moyenne des corrections améliorent légèrement la fiabilité mais elle est réellement optimisée avec l'utilisation des corrections provenant des 20 voisins géographiques. Il en est de même pour la grande majorité des 211 bassins versants de notre base de données.

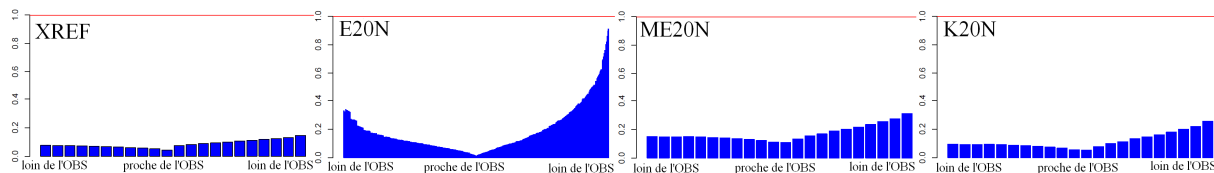


Figure 123 : Diagramme de précision d'ensemble du bassin l'Oust à Pleugriffet (930 km²) pour les situations : non mise à jour XREF, mise à jour avec les corrections des 20 voisins les plus proches E20N, avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches ME20N, avec les corrections krigées des 20 voisins les plus proches K20N

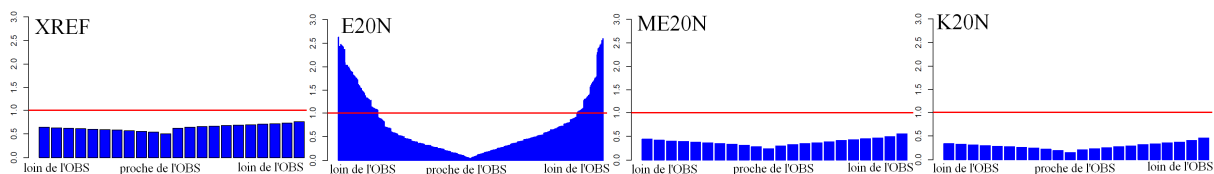


Figure 124 : Diagramme de précision d'ensemble du bassin le Lot à Banassac (1158 km²) pour les situations : non mise à jour XREF, mise à jour avec les corrections des 20 voisins les plus proches E20N, avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches ME20N, avec les corrections krigées des 20 voisins les plus proches K20N

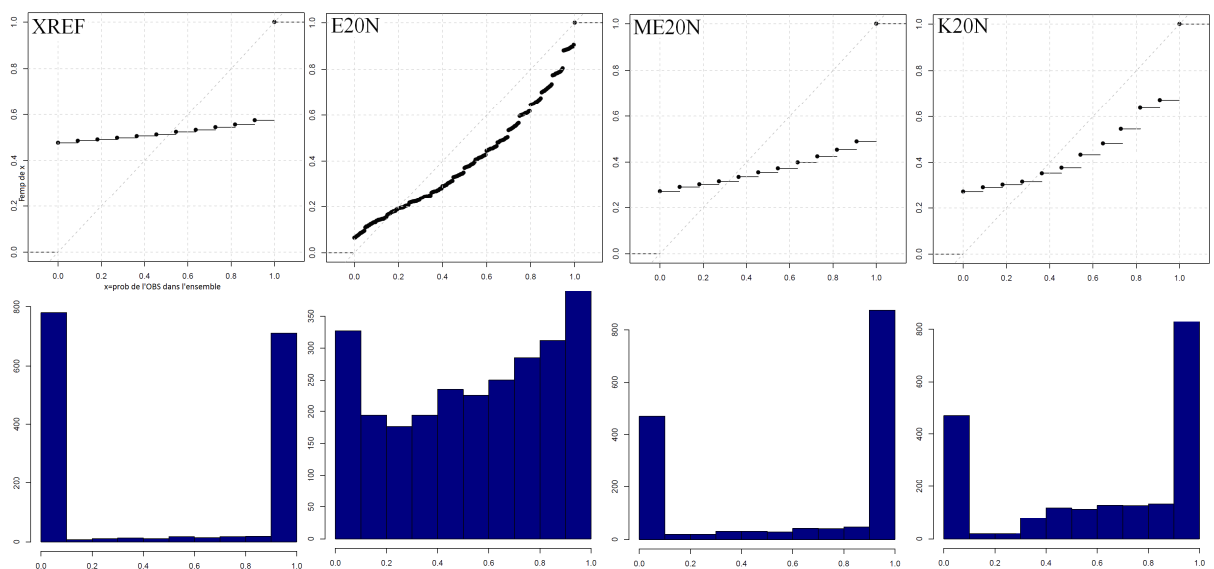


Figure 125 : Diagramme de PIT du bassin l'Oust à Pleugriffet (930 km²) pour les situations : non mise à jour XREF, mise à jour avec les corrections des 20 voisins les plus proches E20N, avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches ME20N, avec les corrections krigées des 20 voisins les plus proches K20N

La Figure 126 présente un exemple d'évènement qui a eu lieu les 04-05 décembre 2008 dans le bassin l'Armançon à Aisy-sur-Armançon (1249 km²). Les situations montrées sont : le bassin mis à jour avec l'amont (qui est le même pour ce bassin que le plus proche, graphiques de gauche), mise à jour avec la correction krigée (graphiques de milieu) et non mis à jour (graphiques de droite).

Les prévisions émises le 02 décembre ratent le dépassement du seuil Q90 de la deuxième échéance pour les trois situations. La prévision émise le 03 décembre est différente pour les trois situations testées : seule la mise à jour krigée arrive à prévoir le dépassement de seuil pour les deux échéances ; la prévision mise à jour avec les corrections du bassin amont prévoit un dépassement mais seulement pour la deuxième échéance ; la prévision non mise à jour rate complètement l'évènement. Cet évènement illustre ainsi un cas où le krigeage produit des prévisions plus performantes. Notons seulement qu'il s'agit d'un évènement sur un bassin versant donné.

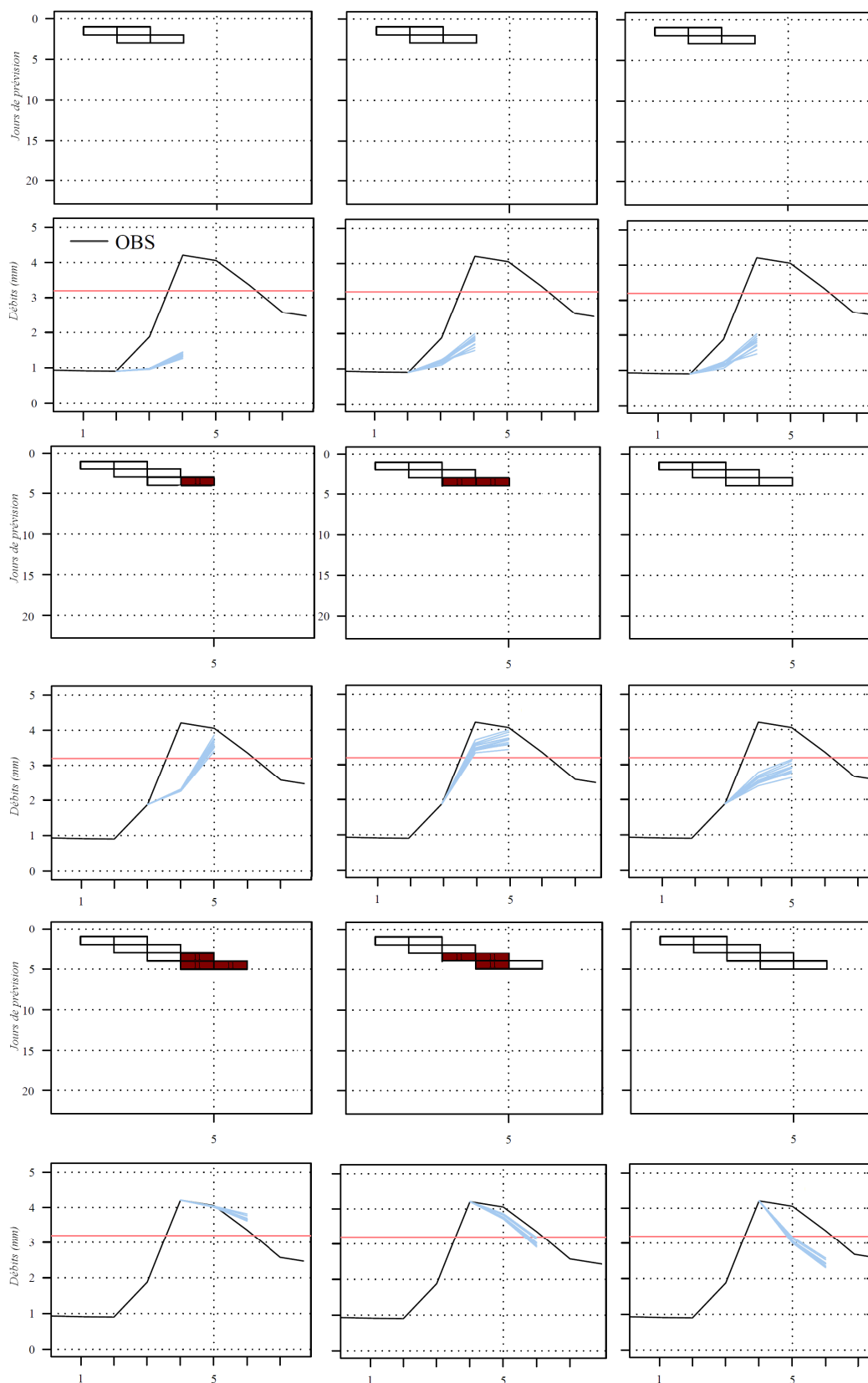


Figure 126 : Diagramme-hydrogramme représentant l'évènement du 04-05 décembre 2008 pour le bassin l'Armançon à Aisy-sur-Armançon (1249 km²) : modèle mis à jour avec les corrections du bassin amont (gauche), mise à jour avec la correction krigée (milieu) et non mis à jour (droite). Les dépassements du quantile 90 (ligne verticale rouge) sont indiqués dans les diagrammes

7-7 Conclusion

Nous avons conclu dans les chapitres précédents sur l'importance de la mise à jour des bassins versants sur la qualité des prévisions. Nous avons également défini qu'un transfert des paramètres permettait d'améliorer largement la fiabilité des prévisions. Nous avons examiné ici si une "bonne" mise à jour peut améliorer l'autre qualité des prévisions : "la précision".

Un transfert brut des débits spécifiques des bassins voisins à chaque pas de temps de prévision n'a pas abouti à l'amélioration de la précision des prévisions, même si en termes de fiabilité un gain est constaté avec l'utilisation de plusieurs voisins (>10). Nous avons donc cherché à améliorer la technique de transfert de mises à jour dans les bassins non jaugés, en incorporant cette fois-ci la correction mesurée sur un bassin jaugé lors de la mise à jour dans le modèle de prévision du bassin cible non jaugé. Cette correction est mesurée sur les 20 voisins géographiques pour chaque pas de temps puis transféré vers le bassin cible non jaugé. Les différentes mesures de performance ont montré une amélioration nette des prévisions, surtout quand la correction du plus proche voisin est transférée.

Nous avons aussi considéré que les donneurs pourraient varier d'un événement à un autre. Nous avons ainsi trouvé pour chaque jour de prévision, le bassin parmi tous les voisins, le plus proche en cumul de pluies antécédentes et qui aurait en théorie, subi le même épisode pluvieux. Le nombre de jours antécédents considéré pour le calcul du cumul a varié de 3 à 14 jours. Ainsi, le donneur est pour chaque jour de prévision un des bassins voisins, qui aurait reçu la même quantité de pluie dans les jours précédents la prévision. Les résultats n'ont pas montré des meilleures performances par rapport à celles où la mise à jour est réalisée avec les corrections du plus proche voisin.

Le transfert des corrections mesurées sur les bassins de la même ligne d'eau pour la mise à jour est ensuite testé. Les résultats montrent que les valeurs des erreurs sont diminuées sur certains bassins. En se penchant un peu plus sur chaque cas, nous avons conclu sur le fait que les corrections mesurées sur le bassin amont amélioraient la précision des prévisions, à condition qu'il ne soit pas situé à une distance trop grande par rapport au bassin cible (le rapport de distance, entre d'une part le bassin cible et le bassin le plus proche et d'autre part, entre le bassin cible et le bassin amont, doit être supérieur à 0.5).

Les résultats des prévisions dont la technique de mise à jour est basée sur le krigeage des corrections des 20 voisins géographiques n'ont pas montré de gain en termes de précision face au bassin le plus proche ou le bassin amont, mais le test arrive à concurrencer l'ensemble des corrections mesurées sur les 20 voisins (à savoir la moyenne ou l'ensemble des corrections). Il faut également noter que le score RPS est meilleur sur beaucoup plus de bassins comparé au bassin le plus proche. Comparé à une moyenne simple des corrections, les scores de précision sont sensiblement meilleurs.

Ces différents tests nous a ainsi permis de mettre en évidence l'importance de la proximité géographique pour le transfert de la mise à jour. Les corrections mesurées à chaque pas de temps de prévision sur le bassin le plus proche ou le bassin amont (sous certaines conditions) constituent en général la meilleure information à transmettre pour obtenir des prévisions "précises". Il faut également noter, que la fiabilité des prévisions reste globalement mauvaise quand ce transfert est réalisé à partir d'un seul donneur. Finalement, on note la bonne performance du krigeage pour la précision des prévisions, de plus, elle contribue aussi légèrement à améliorer la fiabilité.

Chapitre 8 : Scenario de bassin non jaugé

8-1 Introduction

Dans les chapitres précédents, nous avons pour objectif de déterminer, d'une part, les paramètres, et d'autre part, la mise à jour du modèle sur les bassins versants non jaugés. Dans ce chapitre, nous nous attèlerons à regrouper ces deux problématiques et à considérer le bassin versant comme totalement non jaugé.

Dans les bassins complètement non jaugés, tous les différents transferts des paramètres et des mises à jour que nous avons réalisés, peuvent être combinés. La question qui se pose ici est de retrouver pour chaque bassin versant la meilleure combinaison, selon le critère que l'on désire maximiser. Pour cela, nous ne présentons pas toutes les combinaisons possibles, nous nous attachons à présenter uniquement les différents tests qui ont produit des résultats satisfaisants dans les chapitres précédents.



Ainsi, le scénario testé dans ce chapitre est le scenario du Test 3 « Bassin complètement non jaugé » : on suppose ainsi qu'aucune donnée de débits n'est disponible sur le bassin versant. Nous rappelons dans le Tableau 17 les acronymes utilisés.

8-2 Synthèse des performances en mode totalement non jaugé

Comme nous l'avons évoqué dans l'introduction, il existerait une multitude de combinaisons entre les transferts de paramètres et de mises à jour, qu'il serait possible de tester. Nous faisons ici le choix de combiner uniquement les tests ayant donné les meilleurs résultats et d'isoler des combinaisons basées totalement sur la géographie, et d'autres qui s'en éloignent légèrement. Nous testerons alors dans ce chapitre :

- une combinaison basée uniquement sur le voisinage géographique : les donneurs de paramètres et de mises à jour sont les voisins géographiques. Les paramètres des voisins sont transférés tels que et entièrement vers le bassin cible, les corrections mesurées dans les bassins voisins à chaque pas de temps de prévision sont également transférées vers le bassin cible.
- deux combinaisons faisant appel aux caractéristiques physiques des bassins versants: pour le premier, les paramètres sont obtenus à partir d'un calage spécifique par rapport à la surface ; pour le second, les paramètres obtenus à partir des caractéristiques physiques sont combinées. La mise à jour est réalisée avec les corrections quotidiennes krigées. Le krigeage est certes un critère géographique, mais il est celui, parmi toutes méthodes testées, qui s'en éloigne légèrement.

Tableau 17 : Définition des acronymes dans le cas non jaugé

Test	Acronymes	Mise à jour avec...	Paramètres
Test 3 : Bassin non jaugé			
Référence	REF	Données locales	Locaux
1 voisin	X1N	Correction du plus proche voisin	Du plus proche voisin
5 voisins	X5N	Correction des 5 plus proches voisins	Des 5 plus proches voisins
10 voisins	X10N	Correction des 10 plus proches voisins	Des 10 plus proches voisins
15 voisins	X15N	Correction des 15 plus proches voisins	Des 15 plus proches voisins
20 voisins	X20N	Correction des 20 plus proches voisins	Des 20 plus proches voisins
20 voisins	S1N	Avec les corrections krigées des 20 plus proches voisins	A partir d'un classement des bassins par surface
20 voisins	M1N	Avec les corrections krigées des 20 plus proches voisins	Combinaison des paramètres issus des caractéristiques physiques sous forme multiplicative

_PV : signifie bassin dont les bassins voisins sont proches

_LV : signifie bassin dont les bassins voisins sont plus éloignés.

• **Evaluation des prévisions**

La Figure 127 présente les scores NRMSE, CSI, Brier 90, RPS des prévisions sur les 211 bassins versants pour la situation jaugée (REF), ceux des tests basés sur le voisinage géographique (les donneurs de paramètres et de mises à jour sont les voisins géographiques), et ceux des deux tests faisant intervenir les caractéristiques physiques pour la simulation (paramètre issu du classement des bassins par surface et de la combinaison multiplicative des paramètres obtenue grâce aux caractéristiques physiques) et la mise à jour krigée. Selon les scores considérés, les résultats diffèrent :

- le score NRMSE est en général plus faible pour les tests dont les paramètres sont issus des caractéristiques physiques des bassins versants combinés avec une mise à jour krigée. Le test réalisé avec les paramètres et la mise à jour du bassin le plus proche donne en moyenne les erreurs les plus élevés. Ces résultats divergent de ceux du Chapitre 7 où la mise à jour des débits avec le bassin le plus proche donnait les meilleures prévisions.

- le score CSI est en moyenne inférieur à 0.5 quand le bassin est totalement non jaugé. Les scores sont assez proches quelque soit le test réalisé en situation non jaugée, avec une légère avance lorsque les informations du bassin le plus proche et des 5 voisins géographiques sont exploitées pour le transfert des paramètres et de la mise à jour.
- les scores probabilistes sont en moyenne meilleurs pour les tests faisant appel à plusieurs voisins (entre 10 et 20 voisins) donneurs de paramètres et de mises à jour, la fiabilité se trouve ici être améliorée avec la variabilité des paramètres combinées avec celles des mises à jour.

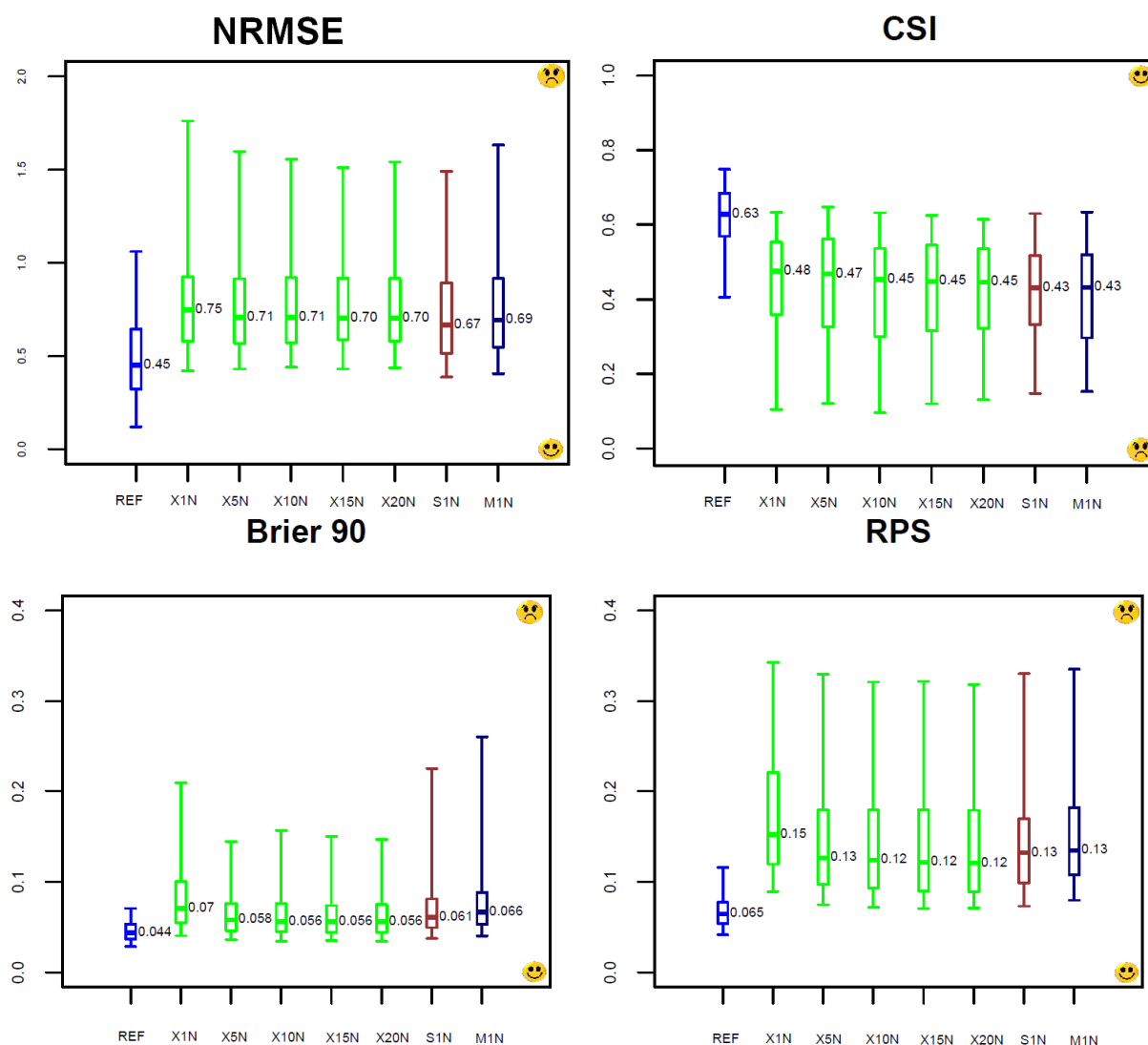


Figure 127 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des prévisions de la référence jaugée et des tests en situation non jaugée : basée sur le voisinage géographique (les donneurs de paramètres et de mises à jour sont voisins, X1N...X20N), et faisant intervenir les caractéristiques physiques (S1N et M1N) et la mise à jour krigée

La Figure 128 présente une carte de France montrant les meilleures combinaisons de transfert de paramètres et de mise à jour pour les scores numériques. Les résultats montrent en général plus de bassins préférant le voisinage géographique pour le transfert de paramètre et de mise à jour, à l'exception du score NRMSE qui compte beaucoup plus de bassins préférant les tests basés sur les paramètres issus des caractéristiques physiques et de la mise à jour des débits avec le krigeage (Soit 58 bassins /211 pour le test S1N, et 61 bassins pour le test M1N). La carte représentant le NRMSE montre également une légère tendance dans la localisation géographique : c'est-à-dire que les bassins situés dans les zones, où la densité des bassins versants est plus faible, semble montrer une préférence pour le scénario combinant le paramètre multiplicatif et la mise à jour krigée. On ne discerne pas ce constat sur les cartes des autres scores.

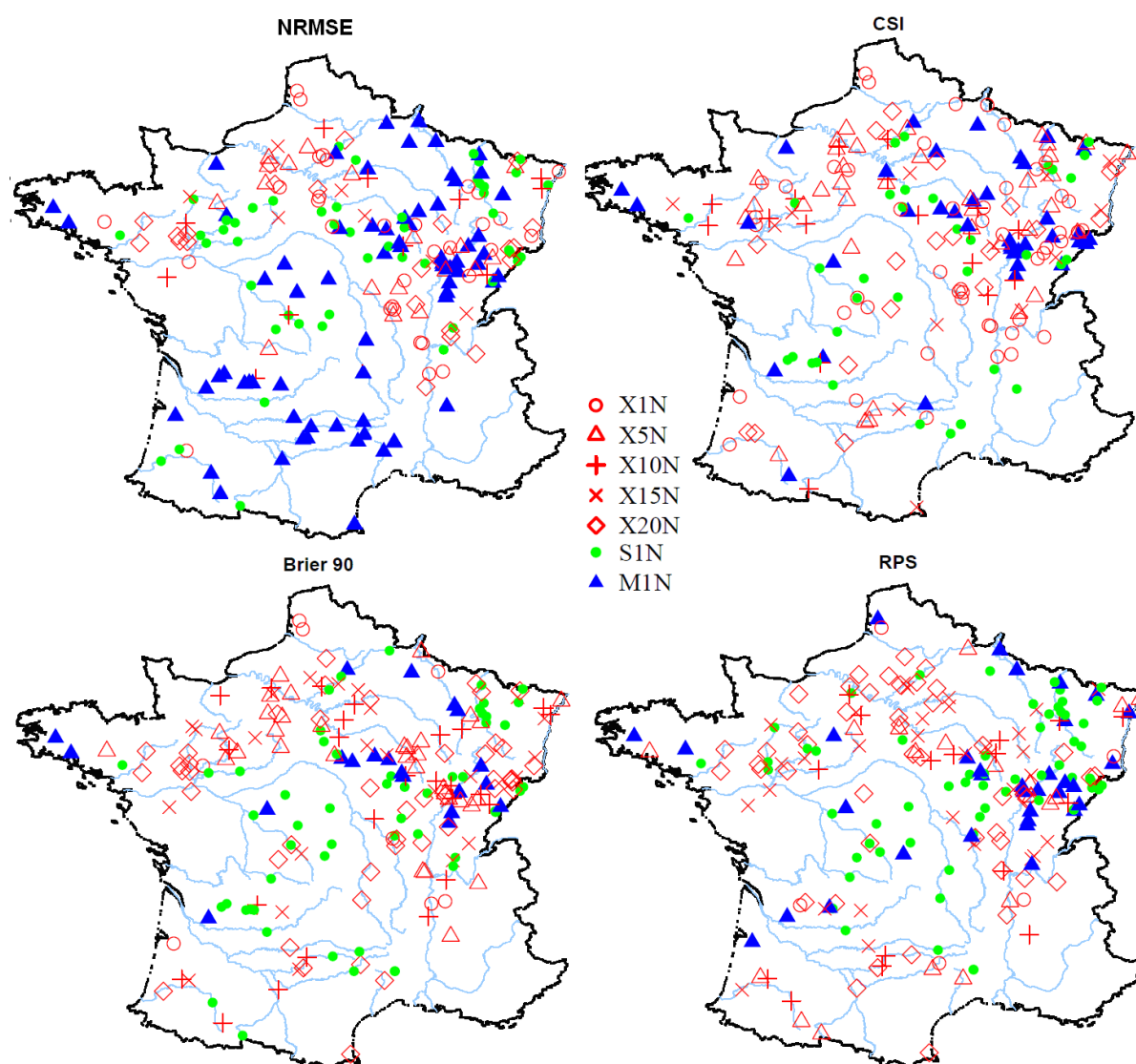


Figure 128 : Carte des meilleures performances en NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des tests en situation non jaugée. Comparaison des tests basés sur le voisinage géographique (les donneurs de paramètres et de mises à jour sont voisins, X1N...X20N), et faisant intervenir les caractéristiques physiques (S1N et M1N) et la mise à jour krigée

La Figure 129 présente une comparaison des scores (i) des prévisions simulées avec les paramètres calculés à partir de la surface et mises à jour avec le krigeage (S1N) et (ii) des prévisions dont les donneurs de paramètres et des mises à jour sont les voisins géographiques (X10N). On montre ainsi que sur certains bassins, le score NRMSE est réellement plus faible quand le scénario S1N est comparé avec le X10N. Les autres scores montrent une variabilité dans la répartition des bassins versants autour de la diagonale, et la domination des voisins géographiques n'est pas flagrante sur les scores probabilistes.

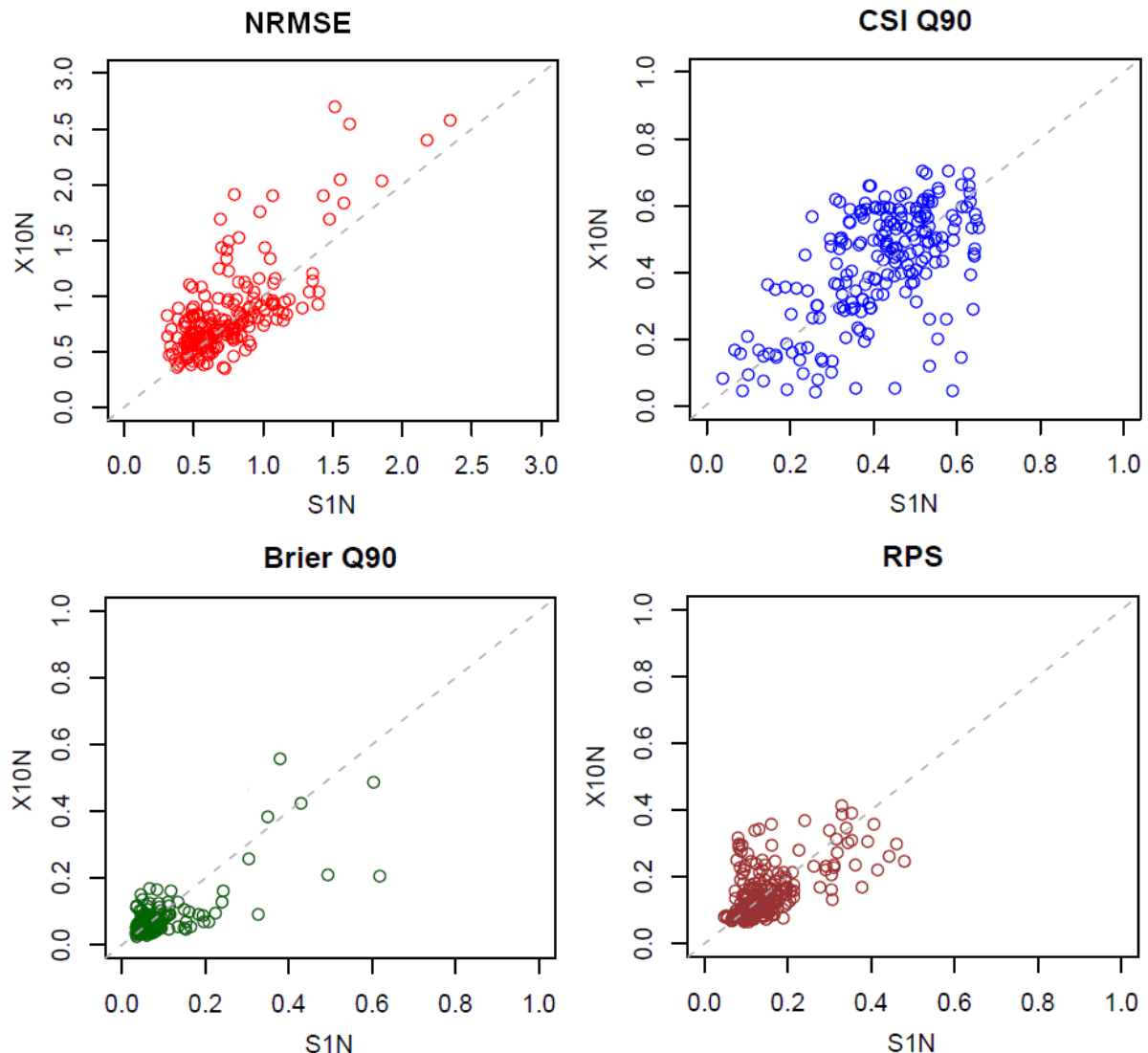


Figure 129 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des prévisions simulées avec les paramètres calculés à partir de la surface et mises à jour avec le krigeage (S1N) et les prévisions dont les paramètres et les mises à jour sont les voisins géographiques (X10N)

Pour essayer d'approfondir ces résultats, nous avons séparé les 211 bassins versants en deux groupes : (i) une partie regroupe les bassins où les distances entre les voisins sont les plus faibles (**PV** pour proches voisins), et (ii) une partie pour les bassins versants où les bassins sont plus isolés (**LV** pour lointains voisins), et pour lesquels le bassin le plus proche se trouve à une distance > 40 km. Ces deux groupes sont représentés sur la carte de la Figure 130. La Figure 131 présente ainsi les scores pour les deux groupes de bassins selon les mêmes combinaisons de transfert étudiés ci-dessus. On constate alors que :

- les scores calculés sur les prévisions en situation non jaugée sur le groupe de voisins LV sont généralement plus mauvais comparés à ceux des bassins PV (sauf pour le score Brier 90 où les performances sont en moyenne équivalente, même si les écarts inter quantiles sont plus élevés pour les scores calculés sur les bassins LV) ;
- pour le score NRMSE des prévisions calculées sur les deux groupes de bassins PV et LV : les approches statistiquement meilleures sont celles où les bassins sont simulés avec les paramètres issus des caractéristiques physiques. La différence entre les scores des prévisions faisant intervenir les voisins géographiques et les caractéristiques physiques est plus marquée dans le groupe de bassins LV ;
- pour le score CSI : les tests basés sur les caractéristiques physiques ont en moyenne les plus mauvais score pour le groupe de bassins PV, contrairement aux scores du groupe LV où les tests basés sur le voisinage géographique présente des CSI plus bas ;
- pour les scores probabilistes Brier 90 et RPS : les tests basés sur l'utilisation de plusieurs bassins versants donneurs de paramètres et de mises à jour ont généralement les meilleurs scores. Il faut cependant souligner que les valeurs médianes des scores RPS pour les tests combinant les caractéristiques physiques et le krigeage, sont égales à celles où plusieurs donneurs sont utilisés pour simuler et mettre à jour le modèle dans le groupe de bassins PV.

Ces résultats montrent que les approches dites plutôt "physiques" (c'est-à-dire que les paramètres ont été obtenu grâce aux caractéristiques physiques des bassins versants), apportent de la précision et une capacité de dépassement de seuil critique de crues aux bassins non jaugés (NRMSE et CSI), ceci notamment quand le bassin voisin est plus éloigné (groupe de bassins LV). En termes de fiabilité, l'utilisation de multi-donneurs assure en général cet attribut pour les deux groupes de bassins.

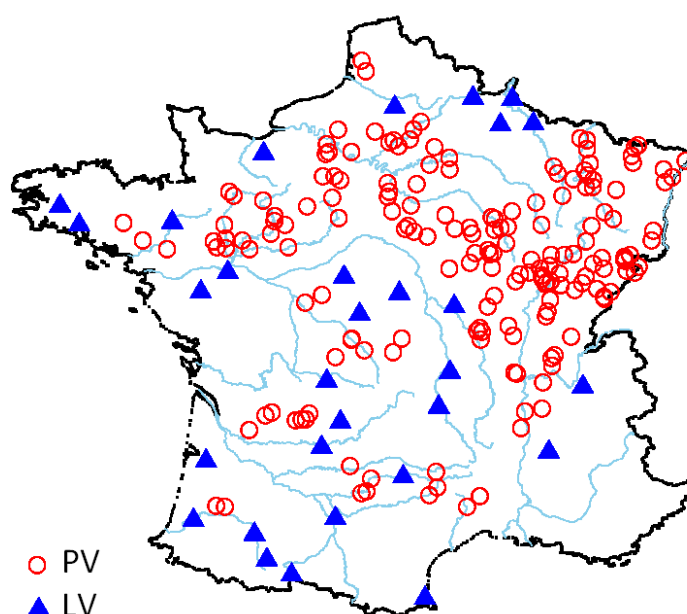


Figure 130 : Carte représentant le regroupement des bassins selon la distance du bassin le plus proche, PV pour les bassins cibles dont le voisin le plus proche est à une distance < 40 km, et LV pour les bassins dont le voisin le plus proche est à une distance > 40 km

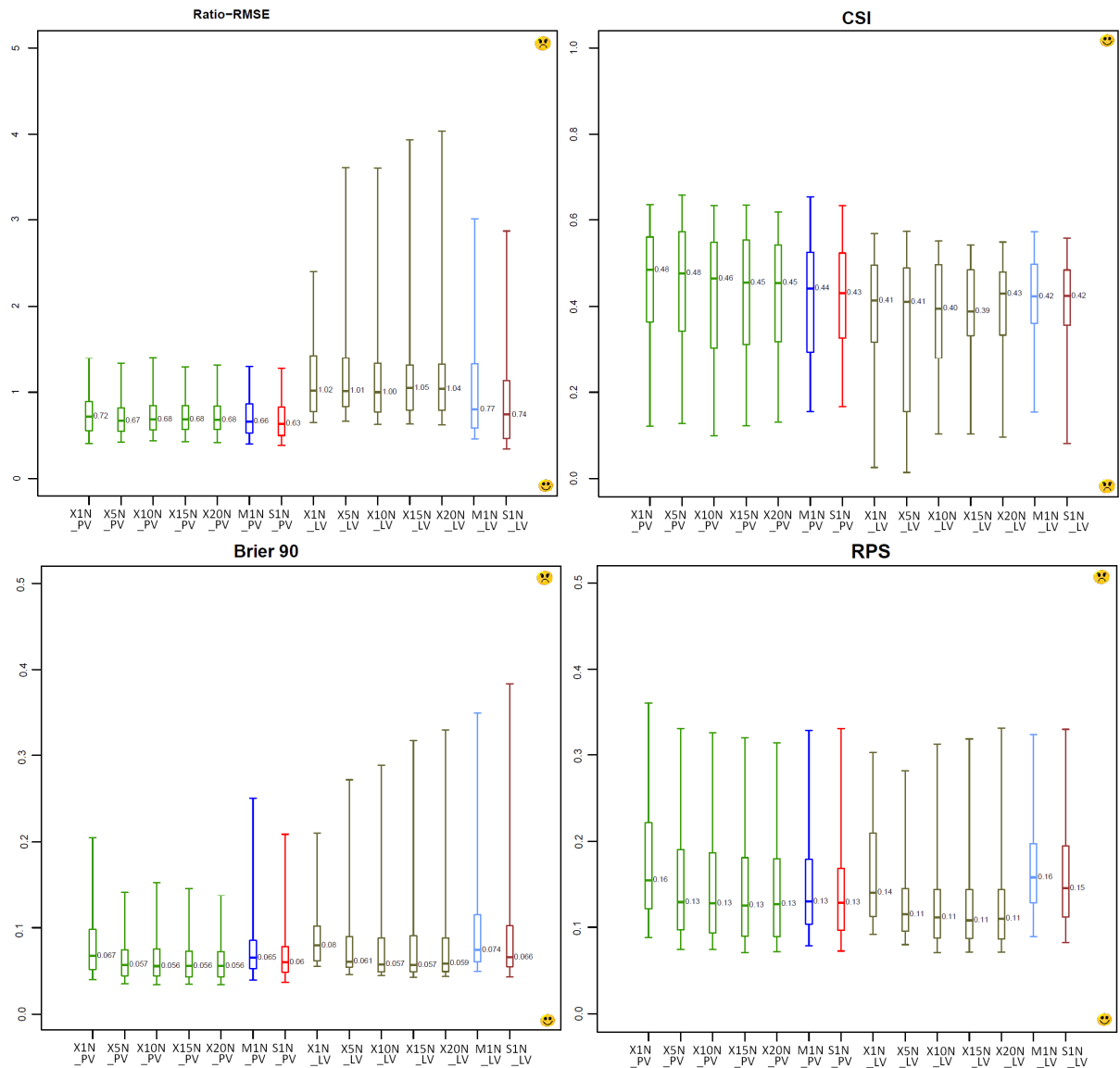


Figure 131 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des prévisions en situation non jaugée pour les 2 groupes de bassins versants PV et LV modélisés avec les paramètres calculés à partir des caractéristiques physiques et mises à jour avec le krigeage (M1N et S1N) et les prévisions dont les donneurs de paramètres et des mises à jour sont les voisins géographiques (X1N...X20N)

Les Figure 132, Figure 133, Figure 134, Figure 135, et Figure 136 montrent les évolutions des diagrammes de fiabilité entre la situation jaugée et les différents transferts des informations (paramètres et mises à jour). Les situations présentées sont :

- 1) la référence jaugée REF,
- 2) les paramètres et les mises à jour sont obtenus à partir des 10 voisins géographiques X10N,
- 3) le jeu de paramètre, obtenu grâce au classement des bassins versants par la surface et la mise à jour à partir des corrections krigées S1N,
- 4) le jeu de paramètre obtenu par la combinaison multiplicative des caractéristiques physiques des bassins versants et la mise à jour à partir des corrections krigées M1N.

Les bassins présentés sont :

- L'Arroux à Rigny-sur-Arroux, 2270 km² (Centre- est)
- La Sarthe à Neuville-sur-Sarthe, 2700 km² (nord ouest)
- Le Doux à Colombier-le-Vieux, 380 km² (sud)
- Le Tech à Argelès-sur-Mer, 722 km² (sud)
- La Dives au Mesnil-Mauger, 616 km² (nord)

Les deux premiers bassins ont des bassins géographiques proches (du groupe PV) et les trois derniers bassins sont ceux dont les bassins les plus proches se trouvent à des distances les plus éloignées parmi tous les bassins (distance entre la cible et le plus proche voisin > 65km).

Quelque soit les bassins versants considérés dans notre base de données, il est mis en évidence une amélioration de la fiabilité avec l'utilisation de plusieurs donneurs de paramètres (Figure 132, Figure 133, Figure 134, Figure 135, et Figure 136). L'utilisation des paramètres obtenus grâce aux caractéristiques physiques combinés au krigeage pour la mise à jour n'a pas de conséquence sur la fiabilité des prévisions. De plus, les performances des tests S1N et M1N sont équivalentes, mais rajoutent des biais qui n'existaient pas par rapport à la référence jaugée (que l'on retrouve dans les diagrammes de précision, Figure 137).

La Figure 137 illustre pour les mêmes bassins versants les évolutions des diagrammes de précision d'ensemble entre :

- A) la référence jaugée REF,
- B) les paramètres et la mise à jour sont obtenus à partir du voisin le plus proche X1N,
- C) les paramètres et les mises à jour sont obtenus à partir des 10 voisins géographiques X10N,
- D) le jeu de paramètre est obtenu grâce au classement des bassins versants par la surface et la mise à jour à partir des corrections krigées S1N.

(Chaque bassin est présenté en ligne, les colonnes représentent les différents tests présentés)

Les résultats montrent que contrairement à la fiabilité, la précision de la situation de référence n'est pratiquement jamais égalée, ni dépassée. Ce qui montre encore ici l'importance de la mise locale. Les diagrammes de précision d'ensemble se dégradent également avec le nombre de voisins (et donc de membres) en passant de 1 à 10 voisins géographiques pour le transfert de paramètres et de mise à jour. Le test basé sur le transfert des paramètres obtenu grâce à la surface des bassins versants, ne donne pas de bons résultats en termes de précision comparé au bassin le plus proche pour les deux premiers bassins. Au contraire, on constate que ce n'est pas le cas pour les trois derniers bassins où la précision des débits est améliorée avec les approches basées sur la surface et le krigeage. Ce sont les bassins dont les voisins les plus proches se trouvent à des distances éloignées.

Suivant les bassins versants considérés, les biais sur la forme du diagramme de précision diffèrent. On constate ici pour le Doux à Colombier-le-Vieux un biais à gauche, déjà présent en situation jaugée et est en situation non jaugée. Ce biais est très important avec l'utilisation des paramètres et de la mise à jour du plus proche voisin (X1N). Pour la Dives au Mesnil-Mauger, le biais est à droite, elle est également présente en situation jaugée et accentuée avec les tests en situation non jaugée avec l'utilisation des paramètres et de la

mise à jour du plus proche voisin (X1N). On constate également des cas où la prise en compte des caractéristiques physiques induit des biais inexistantes en situation jaugée, c'est le cas des bassins de la Sarthe à Neuville-sur-Sarthe et du Tech à Argelès-sur-Mer.

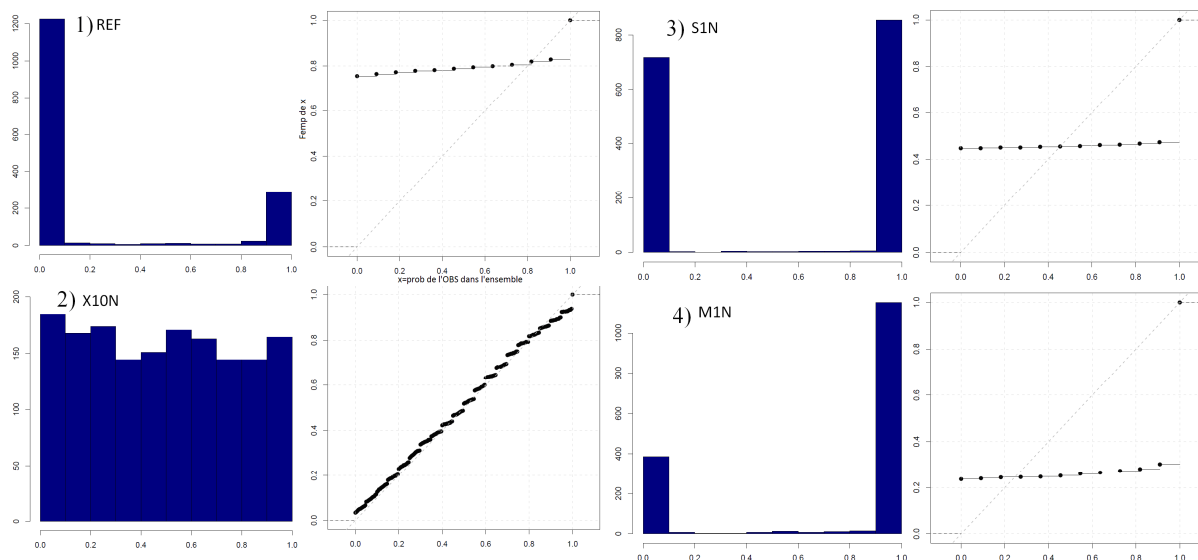


Figure 132 : Diagramme de PIT pour le bassin de l'Arroux à Rigny-sur-Arroux (2270 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N

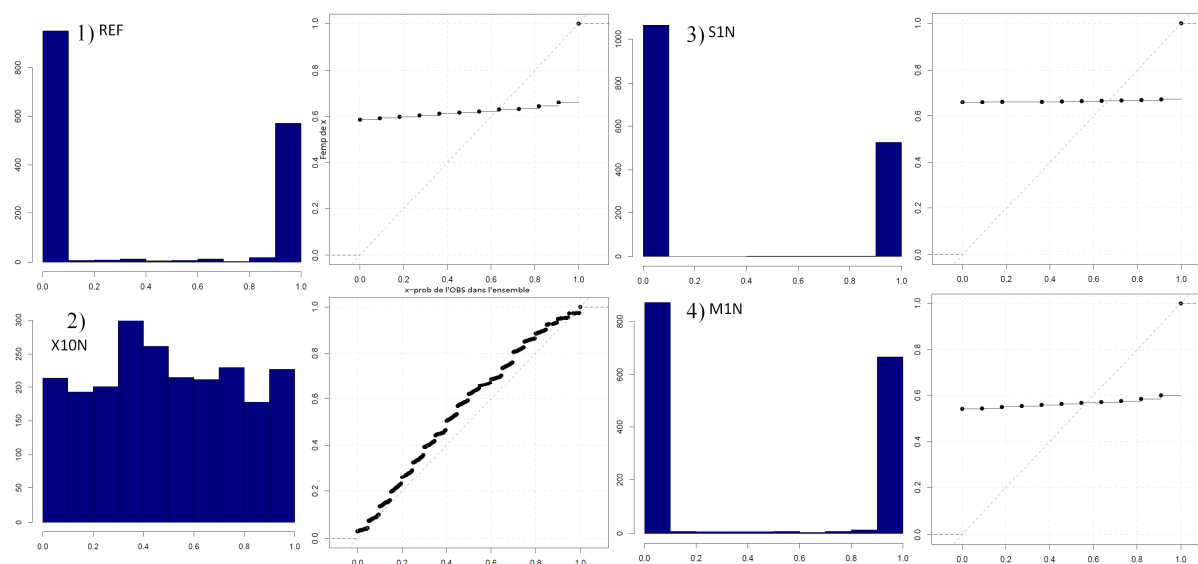


Figure 133 : Diagramme de PIT pour le bassin de la Sarthe à Neuville-sur-Sarthe (2700 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N

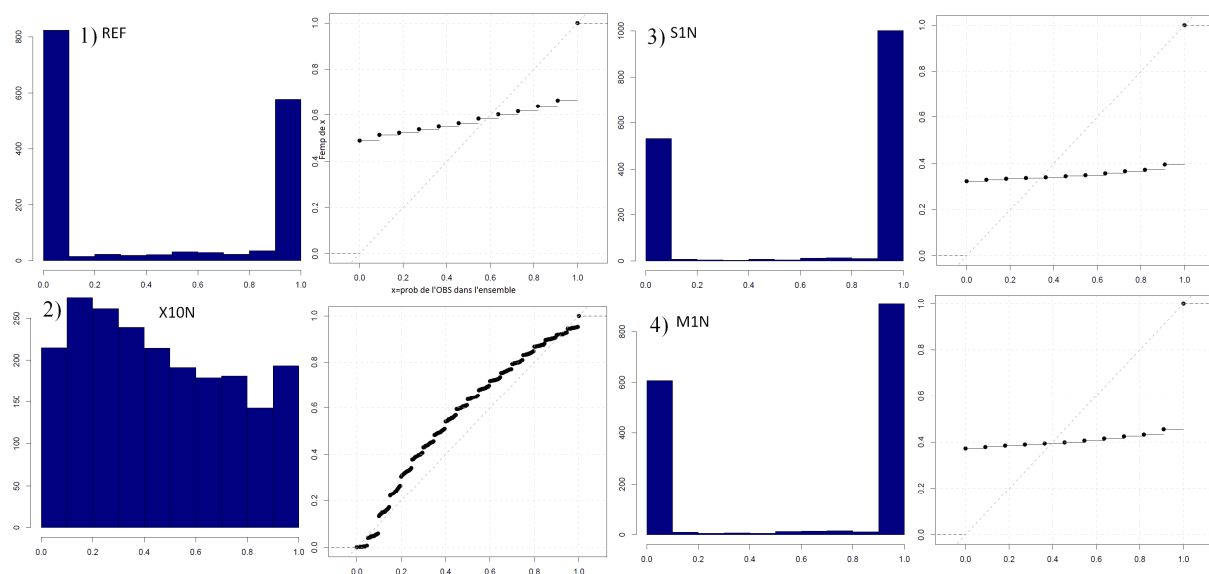


Figure 134 : Diagramme de PIT pour le bassin le Doux à Colombier-le-Vieux (380 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N

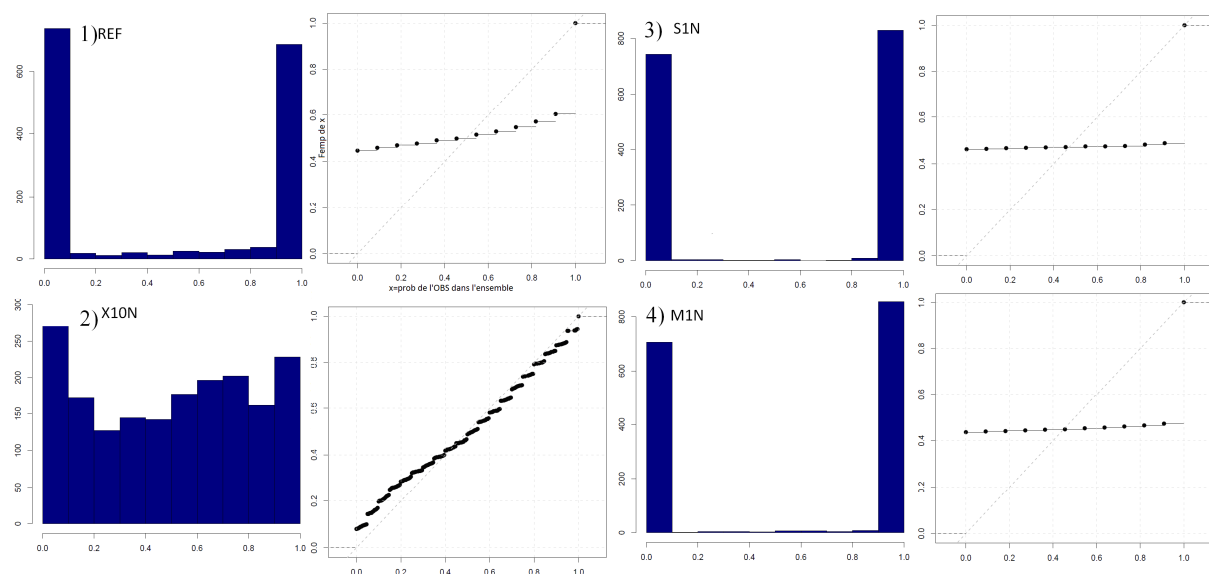


Figure 135 : Diagramme de PIT pour le bassin le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N

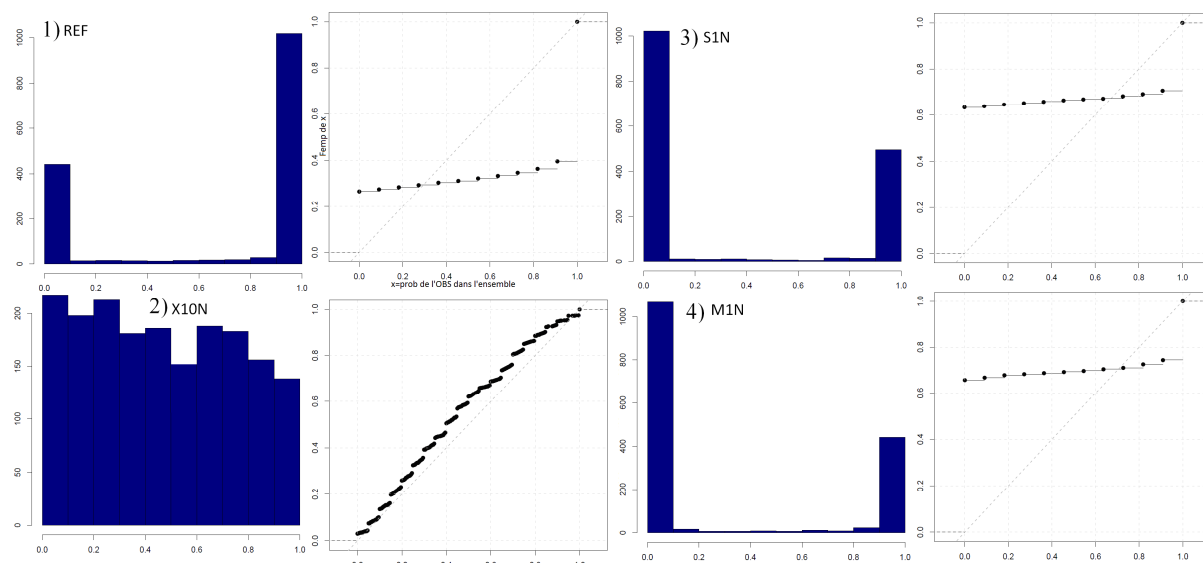


Figure 136 : Diagramme de PIT pour le bassin la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N

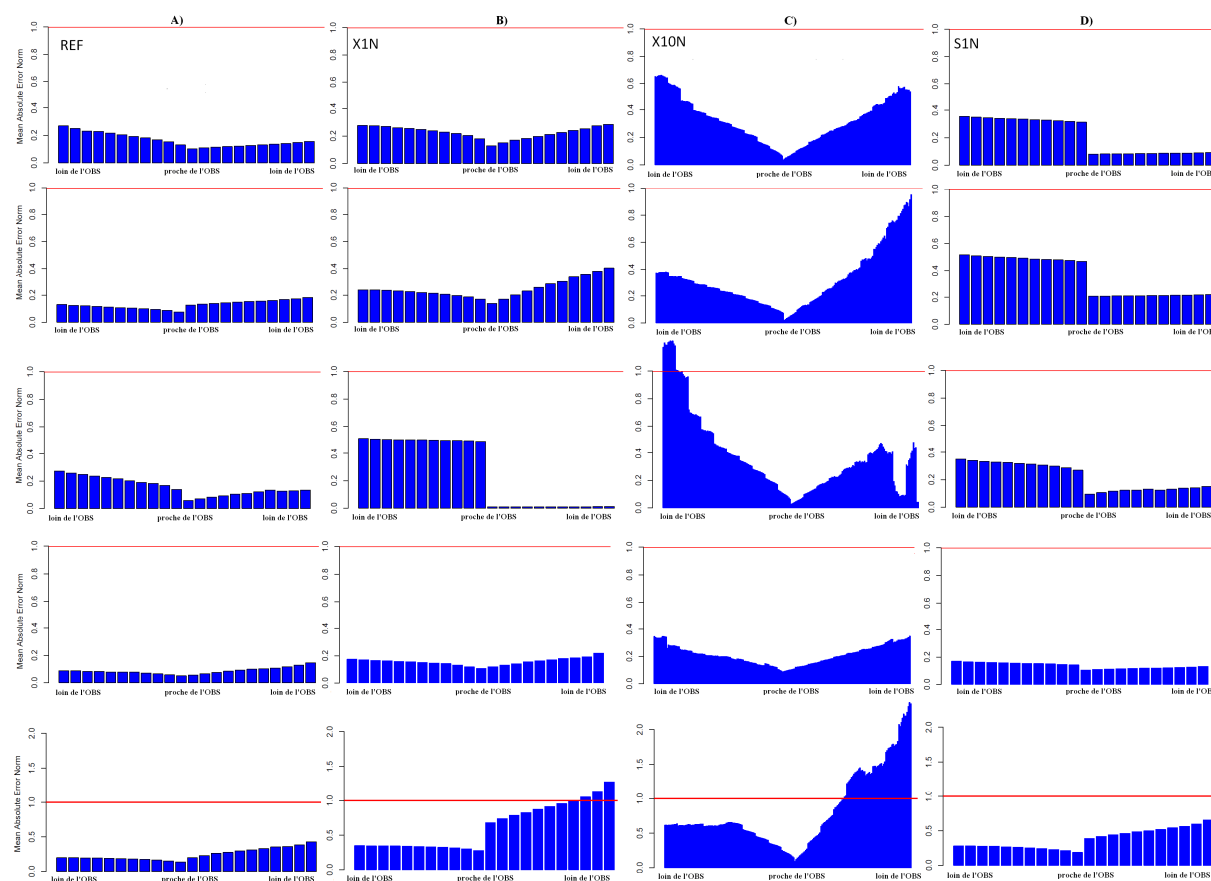


Figure 137 : Diagramme de précision d'ensemble pour les bassins : l'Arroux à Rigny-sur-Arroux (2270 km²), Sarthe à Neuville-sur-Sarthe (2700 km²), le Doux à Colombier-le-Vieux (380 km²), le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²), la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²). Les situations présentées sont : A) la référence jaugée REF, B) paramètre et mise à jour du plus proche voisin X1N, C) paramètre et mise à jour des 10 voisins géographiques X10N, D) paramètre issu de la surface et mise à jour krigée S1N

8-3 Conclusion sur les bassins complètement non jaugés

Nous avons regroupé dans ce chapitre le transfert des paramètres et des mises à jour afin de produire des prévisions dans le cas des bassins totalement non jaugés. Toutes les combinaisons n'ont pas été évaluées mais nous avons choisi les tests ayant produit les meilleures performances dans les chapitres précédents. Nous avons ainsi divisé les approches en deux : (i) les approches basées sur le voisinage géographique (où le transfert des informations est réalisé à partir des bassins voisins géographiques), et (ii) les approches basées sur les caractéristiques physiques (les paramètres sont obtenus grâce au classement des bassins versants par surface, et à la combinaison des paramètres obtenus à partir de plusieurs caractéristiques physiques) et le krigeage.

Les résultats ont montré que les approches basées sur les caractéristiques physiques (et parfois la caractéristique surface seule) apportent de la précision aux prévisions et aident à prévoir le dépassement de seuil critique de crue dans les bassins non jaugés. En termes de précision, ces approches surpassent en général le voisinage géographique, et ceci est plus marqué dans le cas où les bassins non jaugés n'ont pas de voisins géographiques proches (le bassin le plus proche se trouve à une distance supérieure à 40 km). On note cependant qu'en situation non jaugée, des biais apparaissent ou sont accentués par rapport à la situation jaugée. On met également en évidence une amélioration de la fiabilité avec l'utilisation combinée de la mise à jour et des paramètres des voisins géographiques.

Les résultats retrouvés dans ce chapitre consacré aux bassins versants non jaugés, renforcent les résultats déjà retrouvés dans les chapitres précédents, c'est-à-dire que l'utilisation de multi-modèles (c'est-à-dire l'utilisation de plusieurs jeux de paramètres et/ou de mises à jour) permet d'améliorer nettement la fiabilité des prévisions sur les bassins versants. Au contraire, celle-ci nuit à la précision de l'ensemble des membres. Il en ressort également de ces résultats que pour un bassin plus isolé, la précision de l'ensemble peut être améliorée avec l'utilisation des informations basées sur les caractéristiques physiques des bassins versants.

Ces résultats montrent qu'il est difficile pour le système de prévision mis en place dans ce travail, d'être à la fois fiable et précis en situation non jaugée. En effet, quand on augmente la fiabilité, il semble qu'on détériore la précision d'ensemble. Il incombe ainsi au prévisionniste de faire un compromis entre ces deux attributs des prévisions, selon les objectifs opérationnels qu'il se fixe.

Conclusion générale et perspectives

Les défis majeurs de la prévision hydrologique dans les bassins versants non jaugés sont liés à la nécessité des données observées pour, d'une part, la mise en place d'un modèle de simulation pluie-débit et, d'autre part, la mise à jour des prévisions en temps réel. L'information apportée par les données à un système de prévision hydrologique n'étant pas disponible, il faut alors la chercher dans les bassins jaugés, qui constituent ainsi des "donneurs".

Les principales approches développées et testées au long de cette thèse ont eu pour objectif d'explorer trois grandes questions, soulevées par la prévision hydrologique dans les bassins non jaugés :

1. **Où prendre les informations nécessaires au bassin non jaugé ?**
2. **Quelle est l'information à transférer ?**
3. **Comment transférer les informations d'un bassin jaugé vers le bassin non jaugé ?**

A l'aide d'une base de données comprenant environ 1000 bassins versants français, dont un jeu clé de 211 bassins versants de validation, ainsi que d'une archive d'environ 4,5 années de prévisions d'ensemble de pluies utilisées en forçage à des modèles hydrologiques journaliers, différentes approches ont été construites et testées. L'approche d'ensemble a été privilégiée pour pouvoir prendre en compte au mieux l'importante incertitude de prévision sur les bassins non jaugés. Les prévisions de débit ont été évaluées en les confrontant aux débits observés. Une approche de validation croisée a été adoptée pour explorer au mieux la base de données existante. Selon les hypothèses posées, des scénarios ont été prédéfinis et différents tests ont été réalisés afin de répondre à la problématique, d'une part, de recherche de paramètres pour la simulation pluie-débit, et, d'autre part, de recherche de l'information à utiliser pour la mise à jour en temps réel des prévisions dans les bassins non jaugés.

Pour évaluer les prévisions d'ensemble émises sous les différents scénarios, un cadre de diagnostic, comprenant plusieurs critères numériques et graphiques, a été mis en place. Les qualités que nous avons recherchées dans cette thèse se focalisent sur deux attributs de la prévision d'ensemble : la "fiabilité" (adéquation entre les probabilités prévues et la fréquence des observations) et la "précision" (proximité des valeurs des prévisions à l'observation). Dans cet objectif, au delà des critères retrouvés dans la littérature, un nouveau critère graphique a été proposé pour répondre à nos besoins en évaluation, ici nommé "diagramme de précision d'ensemble".

Ce critère a pour objectif de fournir une vision d'ensemble des erreurs moyennes entre l'observation et chaque membre de la prévision d'ensemble, selon le positionnement des différents membres par rapport à l'observation. Il permet de comparer deux systèmes "fiabiles" en termes de précision, ou de diagnostiquer si une prévision d'ensemble qui n'est pas fiable, car très peu dispersée, présente au moins une bonne précision, ce qui pourrait être déjà utile à la prévision opérationnelle.

Les principales conclusions qui ont été tirées de ces travaux de thèse sont résumées ci-après.

Recherche de fiabilité et précision dans un système de prévision pour les bassins non jaugés

L'évaluation du système de prévisions d'ensemble en situation jaugée a permis de mettre en lumière deux considérations importantes :

(i) si l'objectif du prévisionniste vise à améliorer la fiabilité des prévisions, dans le sens pratique où on cherche à entourer l'observation par les différents membres de prévision, alors la composante à améliorer sur le modèle est la partie "simulation". En effet, il a été mis en évidence que l'approche multi-modèle (transfert de différents jeux de paramètres à partir des donneurs vers le site non jaugé) améliorerait la dispersion d'un système initialement sous-dispersé, ce qui a permis d'améliorer largement la fiabilité des ensembles.

(ii) Au contraire, si le prévisionniste vise à améliorer la précision d'ensemble de son système, ce qui signifie pratiquement qu'il cherche à ce que tous les membres de la prévision ne soient pas éloignés de l'observation, alors c'est dans la recherche de l'information pertinente pour la composante "mise à jour" du modèle de prévision d'un bassin non jaugé que la performance des prévisions d'ensemble peut être améliorée.

Sur le transfert des paramètres pour la simulation pluie-débit dans les bassins non jaugés

L'utilisation des paramètres des bassins voisins apporte des prévisions de bonne qualité sur un site non jaugé, notamment en termes de fiabilité des prévisions. Ces paramètres peuvent être transférés tels quels et sans aucune pondération, cette dernière n'affectant que très peu (ou pas du tout) la performance du système, qu'elle soit une pondération géographique ou par similarité physique. Cependant, l'augmentation de la variabilité, et donc de la dispersion des différents membres nuit souvent à la précision des prévisions. Dans ce cas, c'est l'approche basée sur l'utilisation des paramètres régionalisés, obtenus grâce aux caractéristiques physiques des bassins versants, qui a permis d'obtenir des améliorations de performance des prévisions en termes de précision. De plus, il est apparu que l'utilisation de la surface seulement comme attribut physique de régionalisation peut être déjà suffisant, sans besoin d'avoir recours à d'autres caractéristiques physiques.

L'avancée en fiabilité des prévisions avec le transfert des paramètres entre donneurs et bassin cible non jaugé peut être encore améliorée en installant sur le site non jaugé une station de mesure. Ces observations, même si elles ne peuvent pas contribuer au calage des paramètres par le manque de recul historique, ont un rôle important dans la mise à jour d'un système de prévision en temps réel. Ainsi, les scénarios où les bassins sont considérés comme étant partiellement jaugés sont ceux qui donnent les plus fréquemment les meilleures performances en fiabilité.

Nous mettons ainsi en évidence que d'une part, pour améliorer la fiabilité des prévisions, il est important d'introduire une variabilité dans les paramètres (recours au multi-modèle). Cette variabilité doit surtout être liée à la proximité géographique, plutôt qu'à la similarité physique. D'autre part, cette variabilité peut nuire à la précision de l'ensemble. Pour

améliorer cette qualité, c'est plutôt le recours aux caractéristiques physiques des bassins versants qui peut apporter à la performance des prévisions.

Sur le transfert d'information pour la mise à jour dans les bassins non jaugés

Si le transfert des paramètres des bassins voisins permet d'augmenter la performance des prévisions, notamment en fiabilité, le transfert d'une information pour la mise à jour requiert une recherche plus pointue. En effet, la mise à jour est une procédure spécifique de la prévision qui vise à améliorer la connaissance des conditions en temps réel pour caractériser au mieux les conditions initiales avant l'émission d'une prévision. L'assimilation de données pertinentes est ici indispensable pour améliorer la précision d'un système de prévision. Dans le modèle hydrologique ici étudié, la mise à jour est effectuée par une correction du niveau du réservoir de routage par la dernière observation de débits.

En temps réel, dans le cas où aucune donnée de débit n'est disponible sur le site non jaugé, il est apparu préférable de calculer, à chaque instant de prévision, les corrections faites lors de la mise à jour sur les bassins voisins. Ce sont ainsi ces corrections qui doivent être transférées à la cible non jaugée pour améliorer la qualité des prévisions. Selon les bassins et les stations aux alentours, on peut opter pour les corrections venant du voisinage géographique, ou celles venant du bassin le plus proche sur la même ligne d'eau. Bien évidemment, cela suppose que le même modèle est implémenté sur tous les bassins voisins (donneurs) et les corrections sont disponibles en temps réel pour le bassin non jaugé.

Il est important de souligner que d'autres démarches ont été développées dans la recherche de la mise à jour la plus appropriée pour le bassin non jaugé : d'abord, le transfert des corrections a été réalisé non plus à partir des voisins géographiques, mais plutôt à partir des voisins les plus similaires en termes de cumul de pluies antécédentes. Cette approche n'a pourtant pas abouti à une amélioration de la qualité des prévisions. Ensuite, une interpolation (krigeage) des corrections journalières des bassins voisins à chaque pas de temps de prévision a été réalisée afin de mettre à jour le modèle de prévision dans le bassin non jaugé. Cette approche a confirmé que le krigeage est supérieur à une simple moyenne arithmétique des corrections : en effet, les performances des prévisions utilisant cette procédure de mise à jour surpassent celles des prévisions mises à jour avec la moyenne des corrections des bassins voisins à chaque pas de temps de prévision.

Globalement, les performances des différents tests n'ont pas égalé les performances du bassin le plus proche ou celles du bassin amont en termes de précision. En termes de fiabilité, la combinaison de plusieurs donneurs de mises à jour est néanmoins l'option permettant de la bonifier.

Enfin, les différentes approches testées ont mis également en évidence l'importance de faire la mise à jour du modèle de prévision avec les observations de débits locales. En effet, si la variabilité des paramètres a permis de surpasser la référence (sous certaine hypothèse) sur le site non jaugé du point de vue de la fiabilité, celle des différentes approches de transfert de mises à jour testées ne devance jamais la performance de la prévision utilisant le débit local pour la mise à jour.

Synthèse des stratégies étudiées

Sur la base des études faites pendant cette thèse, il est apparu que, selon les différents questionnements opérationnels d'un prévisionniste et les différentes données en sa possession, la stratégie permettant d'obtenir des prévisions de bonne qualité peut varier. Le Tableau 18 synthétise les différentes questions que l'on peut se poser en prévision hydrologique des bassins non jaugés et les éléments de réponse mis en évidence pendant cette thèse.

Finalement, à la question : "quelles stratégies de transfert adopter sur un bassin versant non jaugé? ", la conclusion tirée de la plupart de nos mesures de performances semblent se rejoindre sur les points suivants :

- pour simuler la transformation pluie-débit sur le bassin versant, il faut considérer les paramètres des voisins géographiques. Cela influera principalement sur la fiabilité des prévisions ;
- pour la mise à jour en temps réel, il est nécessaire de transférer les corrections faites lors de la mise à jour sur le bassin le plus proche, ou le bassin amont si ce dernier est jaugé et s'il n'est pas à une distance deux fois supérieure à la distance au bassin le plus proche. Si le système de prévision considéré n'est pas fiable, la précision peut être toutefois améliorée ;
- pour les bassins dont les voisins géographiques sont éloignés, la précision peut être améliorée en optant pour le transfert des paramètres issus des caractéristiques physiques (principalement la surface) et pour le transfert de la mise à jour à l'aide de l'interpolation par krigeage des corrections faites lors de la mise à jour sur les bassins voisins géographiques.

Les perspectives

Différentes voies potentiellement exploitables pour améliorer et poursuivre ce travail de recherche existent

Perspective 1 : Transfert de paramètres pour la modélisation hydrologique sur les bassins non jaugés

Dans cette thèse, nous avons travaillé sur les paramètres des voisins géographiques ainsi que sur une combinaison des caractéristiques physiques des bassins versants. C'est sur ce dernier point qu'un approfondissement pourrait être apporté. Il serait intéressant de trouver, par exemple, une meilleure combinaison des caractéristiques physiques, ou d'examiner la pondération de celles-ci selon le critère le plus significatif pour les réponses hydrologiques (voir Oudin *et al*, 2010 pour les caractéristiques hydrologiques).

Tableau 18 : Synthèse des résultats en fonction des différentes questions posées en prévision hydrologique dans les bassins non jaugés

Quelles données de débits disponibles?	Quelle qualité recherche-t-on?	Comment choisir les paramètres du modèle hydrologique sur un bassin non jaugé ?	Comment mettre à jour les états initiaux du modèle avant la prévision ?
Uniquement les données actuellement mesurées	Fiabilité	Paramètres des 5 à 20 voisins géographiques	Avec données locales disponibles (en supposant qu'une courbe de tarage soit mise en place)
Uniquement les données historiques	Fiabilité	Paramètres locaux calés à partir des données historiques disponibles	Utiliser les corrections faites quotidiennement lors de la mise à jour sur le bassin voisin le plus proche ou sur le bassin amont
Uniquement les données actuellement mesurées	Précision	Paramètres issus de la combinaison des paramètres calés à partir des caractéristiques physiques, surtout dans les régions où la densité des mesures hydrologiques est faible	Avec les données locales disponibles
Uniquement les données historiques	Précision	Paramètres locaux calés à partir des données historiques disponibles	Utiliser les corrections faites quotidiennement lors de la mise à jour sur le bassin voisin le plus proche ou sur le bassin amont
Aucune donnée disponible	Fiabilité	Paramètres des 10 voisins géographiques (ce nombre peut varier de 5 à 20 selon les bassins versants)	Utiliser les corrections faites quotidiennement lors de la mise à jour sur le bassin voisin le plus proche ou sur le bassin amont
Aucune donnée disponible	Précision	Paramètres issus de la combinaison des paramètres calés à partir des caractéristiques physiques, ou paramètre issu du classement de bassin selon la surface	Utiliser les corrections faites quotidiennement lors de la mise à jour sur le bassin voisin le plus proche ou sur le bassin amont

Perspective 2 : Amélioration de la mise à jour sur les bassins non jaugés

D'autres voies peuvent également être explorées pour la partie mise à jour des prévisions. Il serait envisageable d'investiguer des pistes d'amélioration du transfert amont-aval pour la mise à jour, en tenant, par exemple, en compte des travaux de Lerat (2009) sur le transfert amont aval des débits et de la prise en compte des apports latéraux des bassins versants intermédiaires. En pratique, l'approche développée par Lerat (2009), permettrait d'obtenir une estimation de débits sur chaque point d'un tronçon hydrologique, à partir des données amont et des données de pluie. Dans le transfert des corrections amont-aval entrepris, une prise en compte des apports latéraux pourrait améliorer la mise à jour sur les bassins aval.

Comme nous l'avons énoncé précédemment dans ce rapport, l'option géostatistique peut également être approfondie. Au lieu d'un krigeage ordinaire, d'autres pistes peuvent être abordées comme le krigeage à dérive externe, associant les corrections journalières à une caractéristique physique, par exemple.

La méthode débit-débit présentée par Andréassian *et al.* (2012) montre la possibilité de simuler directement les débits sur un site cible à l'aide des mesures réalisées sur l'exutoire d'un de ses voisins géographiques. L'étude propose une équation entre le débit observé d'un bassin et celui de ses voisins. Cette équation contient des paramètres, qu'il est nécessaire de caler. Cette possibilité pourrait être testée dans le cadre méthodologique de cette thèse. En effet, il serait intéressant de reconstituer les débits sur le bassin non jaugé en continu dans le temps, à l'aide des observations de débits réalisés sur les bassins voisins. On pourrait ensuite envisager d'utiliser ses débits reconstitués pour effectuer la mise à jour en temps réel du modèle sur le bassin non jaugé (ces débits pourraient même être exploités pour le calage du bassin non jaugé à long terme). Il serait intéressant de comparer les résultats que l'on peut ainsi obtenir à ceux de cette thèse.

Perspective 3 : Optimisation des critères

Nous avons choisi certains critères parmi ceux disponibles dans la littérature pour illustrer les différentes qualités d'un système de prévision. D'autres critères mathématiques ou d'autres attributs pourraient être examinés, notamment pour cibler plus spécifiquement la prévision des crues ou d'événements extrêmes. De plus, des critères d'évaluation mettant plus l'accent sur l'aspect temporel des prévisions pourraient être introduits. On pourrait notamment s'inspirer des travaux de Zappa *et al.* (2012) qui proposent un cadre d'évaluation des prévisions regroupant plusieurs critères pour évaluer les prévisions sur les intensités et les ajustements temporels des pics de crue.

Nous sommes également arrivés à la conclusion, à l'issue de cette thèse que même lorsque la fiabilité des prévisions était améliorée, elle pourrait ne pas être satisfaisante sur tous les bassins versants étudiés. On pourrait donc envisager soit : (i) d'exploiter d'autres données de prévisions météorologiques, et (ii) d'implémenter un traitement statistique des sorties du modèle hydrologique dans les sites jaugés avant de transférer les informations vers le bassin non jaugé. Mais d'une certaine façon, cette approche qui s'assimile à un "habillage" des simulations issues du modèle viendrait se suppléer à l'approche d'ensemble pour l'estimation des incertitudes en prévision.

Bibliographie

- Abrahart, R.J., Kneale, P.E., See, L., 2004. Neural Networks for Hydrological Modelling. Edition Taylor and Francis, Londres.
- Acreman, M.C., Sinclair, C.D., 1986. Classification of drainage basins according to their physical characteristics: an application for flood frequency analysis in Scotland. *Journal of Hydrology* 84: 365-380.
- Andreassian, V., Lerat, J., Le Moine, N., Perrin, C., 2012 .Neighbors: Nature's own hydrological models. *Journal of Hydrology* (414-415): 49-58.
- Archfield, S. A., Vogel, R. M., 2010. Map correlation method: Selection of a reference streamgage to estimate daily streamflow at ungauged catchments. *Water Resources Research* 46, W10513, doi:10.1029/2009WR008481.
- Bao, Z., Zhang, J., Liu, J., Fu, G., Wang, G., He, R., Yan, X., Jin, J., Liu, H., 2012. Comparison of regionalization approaches based on regression and similarity for predictions in ungauged catchments under multiple hydro-climatic conditions. *Journal of Hydrology* 466-467: 37-46.
- Bardossy, A., 2007. Calibration of hydrological model parameters for ungauged catchments. *Hydrology Earth System Sciences* 11: 703-710.
- Berthet, L., Ramos, M.H., Perrin, C., Andreassian, V., Loumagne, C, 2009. Can discharge assimilation methods be used to improve flood forecasting when few data are available ? *IAHS Publication* 333: 94-100.
- Berthet, L., 2010. Prévision des crues au pas de temps horaire : pour une meilleure assimilation de l'information de débit dans un modèle hydrologique. Thèse de doctorat. AgroParisTech-Cemagref (Antony), 603 p.
- Besaw, L.E., Rizzo, D.M., Kline, M., Underwood, K.L., Doris, J.J., Morrissey, L.A., Pelletier, K., 2010. Stream Classification Using Hierarchical Artificial Neural Networks: A Fluvial Hazard Management Tool. *Journal of Hydrology* 373(1-2): 34-43.
- Beven, K., Kirkby, M., 1979. A physically based variable contributing area model of basin hydrology. *Hydrological Sciences Bulletin* 24(1): 43-69.
- Blöschl, G., Sivapalan, M., 1995. Scale issues in hydrological modelling: a review. *Hydrological Processes* 9: 251-290.
- Blöschl, G., 2005. Rainfall-Runoff Modeling of Ungauged Catchments. Edition Anderson, M. G. Encyclopedia of Hydrological Sciences.
- Bontron, G., 2004. Prévision quantitative des précipitations : adaptation probabiliste par recherche d'analogues. Utilisation des Réanalyses NCEP/NCAR et application aux précipitations du Sud-est de la France. Thèse de doctorat. INPG Grenoble. 262 p.
- Bradley, A. A., Schwartz, S. S., Hashino, T., 2004. Distributions-Oriented Verification of Ensemble Streamflow Predictions. *Journal of Hydrometeorology* 5(3): 532-545.
- Brier, G. W., 1950. Verification of forecasts expressed in terms of probability. *Monthly Weather Review* 78: 1-3.
- Brocca, L., Melone, F., Moramarco, T., Singh, V. P., 2009. Assimilation of Observed Soil Moisture Data in Storm Rainfall-Runoff Modeling. *Journal of Hydrologic Engineering* 14 (2): 153-165.

- Bröcker, J., Smith, L.A., 2007. Increasing the reliability of reliability diagrams. *Weather and forecasting* 22(3): 651-661.
- Bourgin, P-Y, 2011. Description des caractéristiques morphologiques, climatiques et hydrologiques de 4436 bassins versants français. Guide d'utilisation des bases de données hydro-climatiques. 35p.
- Brossaud, C., 2008. Usages des TIC et rapports à l'incertitude en situation de catastrophes naturelles. *Développement durable et territoires (En ligne)*, Dossier 11 : Catastrophes et Territoires. <http://developpementdurable.revues.org/6772>
- Brown, J.D., Demargne, J, Seo, D.J., Liu, Y., 2010. The Ensemble Verification System (EVS): a software tool for verifying ensemble forecasts of hydrometeorological and hydrologic variables at discrete locations. *Environmental Modelling and Software* 25 (7): 854-872.
- Buizza, R., Palmer, T.N., 1995. The singular vector structure of the atmosphere global circulation. *Journal of Atmospheric Sciences* 52: 1434-1456.
- Buizza, R., Houtekamer, P. L., Toth, Z., Pellerin, G., Wei, M., Zhu, Y., 2005. A comparison of the ECMWF, MSC, and NCEP global ensemble prediction systems. *Monthly Weather Review* 133: 1076-1097.
- Bulygina, N., McIntyre, N., Wheeler, H., 2011. Bayesian conditioning of a rainfall-runoff model for predicting flows in ungauged catchments and under land use changes. *Water Resources Research*: 47, ISSN: 0043-1397, doi :10.1029/2010WR009240.
- Burn, D.H., 1990. Evaluation of regional flood frequency analysis with a region of influence approach. *Water Resources Research* 26 (10): 2257-2265.
- Burn, D. H., Boorman, D. B., 1993. Estimation of hydrological parameters at ungauged catchments. *Journal of Hydrology* 143: 429-454.
- Calver, A., Crooks, S., Jones, D., Kay, A., Kjeldsen, T., Reynard, N., 2005. National river catchment flood frequency method using continuous simulation. Rapport technique FD2106/TR. Defra/EA Flood and Coastal Erosion Risk Management. 147 p.
- Carrillo, G., Troch, P. A., Sivapalan, M., Wagener, T., Harman, C., Sawicz, K., 2011. Catchment classification: hydrological analysis of catchment behaviour through process-based modelling along a climate gradient. *Hydrology and Earth System Sciences* 8: 4583-4640.
- Castiglioni, S. Castellarin, A., Laaha, G., Skøien, J., Blöschl, G., 2009. Physiographic space-based interpolation vs. Topkriging for predicting low-flow indices. Poster: EGU General Assembly 2009, dans : "Geophysical Research Abstracts", 11, Paper ID EGU2009-12332.
- Castiglioni, S., Castellarin, A., Montanari, A., Skøien, J. O., Laaha, G., Blöschl, G., 2011. Smooth regional estimation of low-flow indices: physiographical space based interpolation and top-kriging. *Hydrology and Earth System Sciences* 15: 715-727.
- Clark, M.P., Rupp, D.E., Woods, R.A., Zheng, X., Ibbitt, R.P., Slater, A.G., Schmidt, J., Uddstrom, M.J., 2008. Hydrological data assimilation with the ensemble Kalman filter: Use of streamflow observations to update states in a distributed hydrological model. *Advances in Water Resources* 31 (10): 1309-1324.
- Cloke, H.L., Pappenberger, F., 2009. Ensemble Flood Forecasting: a review. *Journal of Hydrology* 375(3-4): 613-626.
- Cole, S., Moore, R., J., 2009. Distributed hydrological modelling using weather radar in gauged and ungauged basins. *Advances in Water Resources* 32 (7): 1107-1120.

- Creutin, J-D, 1987. Validation et étalonnage d'images de télédétection à l'aide de mesures ponctuelles selon une approche géostatistique : application à la mesure des précipitations et de l'insolation. Thèse de doctorat. Université scientifique technologique et médicale de Grenoble - INPG. 310 p.
- Dalrymple, T., 1960. Flood frequency analysis. *US Geological Survey Water Supply Paper*, 1543 A.
- De Roo, A., 1999. LISFLOOD: a rainfall-runoff model for large river basins to assess the influence of land use changes on flood risk. River basin modelling, management and flood mitigation. Concerted action, European Commission, EUR 18287 EN: 349 -357.
- Déque, M., 1997. Ensemble size for numerical weather forecasts. *Tellus* 49A : 74-86.
- Droge, G., El Idrissia, A., Pfister, L., Leviandierb, T., Iffly, J.-F., Hoffmann, L., 2002. Calibration of a Parsimonious Rainfall-Runoff Model: a Sensitivity Analysis from Local to Regional Scale. *International Environmental Modelling and Software Society*: 464-470.
- Edijatno, Michel, C., 1989. Un modèle pluie-débit journalier à trois paramètres. *La Houille Blanche* (2): 113-121.
- Edijatno, 1991. Mise au point d'un modèle élémentaire pluie-débit au pas de temps journalier. Thèse de Doctorat. Université Louis Pasteur - ENGEES, Strasbourg. 242 p.
- Edijatno, Nascimento, N.O., Yang, X., Makhlof, Z., Michel, C., 1999. GR3J: a daily watershed model with three free parameters. *Hydrological Sciences Journal* 44(2): 263-277.
- Egbuniwe, N., Todd, D. K., 1976. Application of the Stanford watershed model to Nigerian watersheds. *Water Resources Bulletin* 12: 449-460.
- Epstein, E., Murphy, A. H., 1965. A note on the attributes of probabilistic prediction and the probability score. *Journal of Applied Meteorology* 4: 297-299.
- Exbrayat, J.-F., Viney, N. R., Seibert, J., Frede, H.-G., Breuer, L., 2011. Multi-model data fusion as a tool for PUB: example in a Swedish mesoscale catchment. *Advances in Geosciences* 29: 43-50.
- Fawcett, T., 2006. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters* 27: 861-874.
- Fernandez, W., Vogel, R. M., Sankarasubramanian, A., 2000. Regional calibration of a watershed model. *Hydrological Sciences Journal* 45: 689-707.
- Feyen, L., Vrugt, J. A., O Nuallainc, B., Van der Knijff, J., De Roo, A., 2007. Parameter optimisation and uncertainty assessment for large-scale streamflow simulation with the LISFLOOD model. *Journal of Hydrology*, 332(3-4) : 276-289.
- Feyen, L., Kalas, M., Vrugt, J. A., 2008. Semi-distributed parameter optimization and uncertainty assessment for large-scale streamflow simulation using global optimization. *Hydrological Sciences Journal* 53(2): 293-308.
- Forecast Verification - Issues, Methods and FAQ
(http://www.bom.gov.au/bmrc/wefor/staff/eee/verif/verif_web_page.html/)
- Fortin, V., Ouarda, T.B.M.J., Rasmussen, P.F., Bobée, B., 1997. Revue bibliographique des méthodes de prévision des débits. *Revue des sciences de l'eau* 4 : 461-487.
- Fortin, V., Chahinian, N., Montanari, A., Moretti, G., Moussa, R., 2006. Distributed hydrological modelling with lumped inputs. *Large Sample Basin Experiments for Hydrological Model parameterization: Results of the Model Parameter Experiment -MOPEX, IAHS Publication* 307: 135-148

- Fouchier C., Arnaud P., Lavabre J., Mizzi, J.-P., 2007. AIGA: an operational tool for flood warning in southern France. Principle and performances on Mediterranean flash floods. Assemblée générale de l'EGU, Vienne, 15-20 avril 2007.
- Fouchier, C., 2010. Développement d'une méthodologie pour la connaissance régionale des crues. Thèse de doctorat. Université Montpellier II - Cemagref (Aix-en-Provence), 266p.
- Gandin, L., 1963. Objective analysis of meteorological fields. *Gidrometeorologicheskoe Izdatel'stvo* (GIMIZ), Leningrad. (traduit en anglais par Israel Program for Scientific Translations, Jerusalem, 1965).
- Gelb, A., 1974. Applied Optimal Estimation. Cambridge Massachusetts : MIT Press.
- Ghosh, B., 1951. Random distances within a rectangle and between two rectangles. *Bulletin of the Calcutta Mathematical Society* 43 :17-24.
- Goovaerts, P., 1997. Geostatistics for Natural Resources Evaluation. Oxford University Press, New York. 483 p.
- Gottschalk, L., Jensen, J.L., Lundquist, D., Solantie, R., Tollan, A., 1979. Hydrologic regions in the Nordic countries. *Nordic Hydrology* 10: 273-286.
- Gottschalk, L., 1985. Hydrological regionalization of Sweden. *Hydrological Sciences Journal* 30: 65-83.
- Gottschalk, L., Leblois, E., Skøien J. O., 2011. Distance measures for hydrological data having a support. *Journal of hydrology* 402: 415-421.
- Govindaraju, R. S., 2000. Artificial neural networks in hydrology I: Preliminary concepts. *Journal of Hydrologic Engineering* 5: 115-123.
- Gneiting, T., Raftery, A.H., 2007. Strictly proper scoring rules, prediction, and estimation. *Journal of American Statistical Association* 102: 359-378.
- Grover, P. L., Burn, D. H., Cunderlik, J.M., 2002. A comparison of index flood estimation procedures for ungauged catchments. *Canadian journal of civil engineering* 29: 734-741.
- Green, D.M., Swets, J.M., 1966. Signal detection theory and psychophysics. John Wiley and Sons, New York. 455 p.
- Gupta, H. V., Sorooshian, S., Yapo, P. O., 1998. Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information. *Water Resources Research* 34(4): 751-763.
- Haberlandt, U., Klöcking, B., Krysanova V., Becker, A., 2001. Regionalisation of the base flow index from dynamically simulated flow components - a case study in the Elbe River Basin. *Journal of Hydrology* 248: 35-53.
- Habets, F., 1998. Modélisation du cycle continental de l'eau à l'échelle régionale : application aux bassins versants de l'Adour et du Rhône. Thèse de doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse. 224 p.
- Hamill, T.M., 2001. Interpretation of rank histograms for verifying ensemble forecasts. *Monthly Weather Review* 129: 550-560.
- Hay, L., McCabe, G. J., Clark, M. P., Riskey, J. C., 2009. Reducing streamflow forecast uncertainty: application and qualitative assessment of the upper Klamath River basin Oregon. *Journal of the American water resources association* 45 (3): 580-596.
- He, Y., Bardossy, A., Zehe, E., 2011. A review of regionalisation for continuous streamflow simulation. *Hydrology and Earth System Sciences* 15: 3539-3553.

- Heggen, R.J., 2001. Normalized Antecedent Precipitation Index. *Journal of Hydrologic Engineering* 6: 377-381.
- Hersbach, H., 2000. Decomposition of the continuous ranked probability score for ensemble prediction systems. *Weather and Forecasting* 15: 559-570.
- Heuvelmans, G., Muys, B., Feyen, J., 2006. Regionalisation of the parameters of a hydrological model: Comparison of linear regression models with artificial neural nets. *Journal of Hydrology* 319: 245-265.
- Hsu, W.R., Murphy, A.H., 1986. The attributes diagram: A geometrical framework for assessing the quality of probability forecasts. *International Journal of Forecasting* 2: 285-293.
- Hsu, K., Gupta, H.V., Sorooshian, S., 1995. Artificial neural network modelling of the rainfall-runoff process. *Water Resources Research* 31(10): 2517-1530.
- Hundecha, Y., Bárdossy, A., 2004. Modelling of the effect of land use changes on the runoff generation of a river basin through parameter regionalization of a watershed model. *Journal of Hydrology* 292: 281-295.
- Jolliffe, I.T., Stephenson, D.B., 2004, 2012. Forecast verification. A Practitioner's Guide in Atmospheric Science. Second Edition. John Wiley and Sons, New York. 245 p.
- Jun, X., Ge, T., Xin, L., Yizhong, Z., 2003. Hydrological modelling of imperfectly gauged basins: a new challenge. *Erosion Prediction in Ungauged Basins: Integrating Methods and Techniques, IAHS Publication* 279: 145-150.
- Khalifa, A., 2011. Tentative d'amélioration des techniques de régionalisation des modèles hydrologiques pluie-débit. Rapport de stage. Université Pierre et Marie Curie-Cemagref (Antony). 53 p.
- Kay, A. L., Jones, D. A., Crooks, S. M., Calver A., Reynard, N. S., 2006. A comparison of three approaches to spatial generalization of rainfall-runoff models. *Hydrological Processes* 20: 3953- 3973.
- Kjeldsen, T. R., Jones, D., 2009. An exploratory analysis of error components in hydrological regression modelling. *Water Resources Research*, 45 W02407, doi:10.1029/2007WR006283.
- Kokkonen, T. S., Jakeman, A. J., Young, P. C., Koivusalo, H. J., 2003. Predicting daily flows in ungauged catchments: model regionalization from catchment descriptors at the Coweeta Hydrologic Laboratory, North Carolina. *Hydrological Processes* 17 (11): 2219-2238.
- Krakovskaia, I., Gottschalk, L., Leblois, E., Pacheco, A., 2006. Regionalization of flow duration curves. *IAHS Publications* 308: 105-110.
- Krige, D., 1951. A statistical approach to some basic mine valuation problems on the witwatersrand. *Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society* 52: 119-139.
- Kuczera, G., Mroczkowski, M., 1998. Assessment of hydrologic parameter uncertainty and the worth of data. *Water Resources Research* 34(6): 1481-1489.
- Lamb, R., Crewett, J., Kay, A. L., 2000. Progress in the spatial generalisation of "continuous simulation" flood frequency modelling. *River Flood Defence* 1, 9/2000, D117-D125.
- Lamb, R., Kay, A. L., 2002. Continuous simulation as a basis for national flood frequency estimation. Continuous river flow simulation: methods, applications and uncertainties. BHS National Meeting, BHS Occasional Paper 13: 67-75.

- Lamb, R., Kay, A. L., 2004. Confidence intervals for a spatially generalized, continuous simulation flood frequency model for Great Britain, *Water Resources Research* 40. W07501, doi: 10.1029/2003WR002428.
- Ledoux, E., Girard, G., Villeneuve, J. P., 1984. Proposition d'un modèle couplé pour la simulation conjointe des écoulements de surface et des écoulements souterrains sur un bassin hydrologique. *La Houille Blanche* 1-2 : 101-110.
- Ledoux, E., 2003. Modèles mathématiques en hydrogéologie. Cours - Centre d'Informatique Géologique. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris. 133 p.
- Le Moine, N., 2008. Le bassin versant de surface vu par le souterrain: une voie d'amélioration des performances et du réalisme des modèles pluie-débit ? Thèse de doctorat. Université Pierre et Marie Curie-Cemagref (Antony). 348 p.
- Lerat, J., 2009. Quels apports hydrologiques pour les modèles hydrauliques? Vers un modèle intégré de simulation de crues. Thèse de doctorat. Université Pierre et Marie Curie-Cemagref (Antony). 390 p.
- Ley, R., Casper, M. C., Hellebrand, H., Merz R., 2011. Catchment classification by runoff behaviour with self-organizing maps (SOM). *Hydrology and Earth System Sciences* 8: 3047-3083.
- Lorenz, E.N., 1963. Deterministic non-periodic flows. *Journal of Atmospheric Sciences* 20:130-141.
- Luyet, G., 1990. Estimation des débits moyens mensuels sur cours d'eau alpins non mesurés : application à la Dranse de Bagnes. *IAHS Publication* 193: 581-590.
- Madsen, H., 2000. Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives. *Journal of Hydrology* 235(3-4):276-288.
- Madsen, H., 2003. Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives. *Advances Water Resources* 26(2): 205-216.
- Marković, D., Koch, M., 2006. Characteristic scales, temporal variability modes and simulation of monthly Elbe River flow time series at ungauged locations. *Physics and Chemistry of the Earth* 31(8): 1262-1273.
- Martin, C., Didon-Lescot, J-F., Jolivet, J., 2008. Réflexion sur le rôle hydrologique des aménagements anciens des versants et des talwegs : l'exemple des Cévennes. *Travaux du Laboratoire de Géographie Physique Appliquée* 26 : 31-40.
- Masih, I., Uhlenbrook, S., Maskey, S, Ahmad, M.D., 2010. Regionalization of a conceptual rainfall-runoff model based on similarity of the flow duration curve: A case study from the semi-arid Karkheh basin, Iran. *Journal of Hydrology* 391: 188-201.
- Mason, S.J., Graham N.E., 2002. Areas beneath the relative operating characteristics (ROC) and relative operating levels (ROL) curves: Statistical significance and interpretation. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 30: 291-303.
- Mathier, L., Roy, R., Perron, H., Bobée, B., 1994. Estimation régionale des débits de crue: Détermination des régions homogènes par la méthode des régions d'influence. Rapport de recherche 420, INRS-Eau. 33 p.
- Matheron, G., 1962. Traité de géostatistique appliquée, Tome I. Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières, n°14. Editions Technip, Paris.
- Matheron, G., 1963a. Principles of geostatistics. *Economic Geology* 58: 1246-1266.

- Matheron, G., 1963b. Traité de géostatistique appliquée, Tome II : le Krigeage. Mémoires du Bureau de Recherches Géologiques et Minières, n°24. Editions BRGM, Paris.
- Matheron, G., 1971. The theory of regionalized variables and its applications. Les cahiers du CMM de Fontainebleau, Ecoles des Mines de Paris.
- McDonnell, J.J., Woods, R., 2004. Editoria, on the need for catchment classification. *Journal of hydrology* 299: 2-3.
- McIntyre, N., Hyosang, L., Wheeler, H., Young, A., Wagener, T., 2005. Ensemble predictions of runoff in ungauged catchments. *Water Resources Research*, 41, W12434, doi:10.1029/2005WR004289.
- Merz, R., Piock-Ellena, U., Blöschl, G., Gutknecht, D., 1999. Seasonality of flood processes in Austria. Hydrological Extremes: Understanding, Predicting, Mitigating. *Proceedings of Birmingham Symposium, IAHS Publication* 255: 273-278.
- Merz, R., Blöschl, G., Piock-Ellena, U., Rieger, W., 2000a. Regionalisierung von Bemessungshochwässern mit geostatistischen Verfahren (Regional estimation of design floods by geostatistical techniques). *Interpraevent* 1: 71-84.
- Merz, R., Blöschl, G., 2004. Regionalisation of catchment model parameters. *Journal of Hydrology* 287 (1-4): 95-123.
- Merz, R., Blöschl, G., 2005. Flood frequency regionalisation-spatial proximity vs catchment attributes. *Journal of Hydrology* 302: 283-306.
- Merz, R., Gunter, B., Humer, G., 2008. National flood discharge mapping in Austria. *Natural Hazards* 46(1): 53-72.
- Mohamoud, Y. M., 2008. Prediction of daily flow duration curves and streamflow for ungauged catchments using regional flow duration curves. *Hydrological Sciences* 53(4): 706 -724.
- Mooney, P. A., Mulligan, F. J., Fealy, R., 2011. Comparison of ERA-40, ERA-Interim and NCEP/NCAR reanalysis data with observed surface air temperatures over Ireland. *International journal of climatology* 31: 545-557.
- Moore, R. J., 2007. The PDM rainfall-runoff model. *Hydrology and Earth System Sciences* 11(1): 483- 499.
- Mishra, S.K., Singh, V.P., 2003. Soil Conservation Service Curve Number (SCS-CN) Methodology. Water Science and Technology Library. 518 p.
- Murphy, A. H., 1987. A general framework for forecast verification. *Monthly Weather Review* 115: 1330-1338.
- Murphy, A. H., 1971. A note on the ranked probability score. *Journal of Applied Meteorology* 10:155-156.
- Murphy, A. H., 1973. A new vector partition of the probability score. *Journal of Applied Meteorology* 12: 595-600.
- Murphy, A. H., 1993. What is a good forecast? An essay on the nature of goodness in weather forecasting. *Weather and Forecasting* 8: 281-293.
- Murphy, A.H., 1996. General decompositions of MSE-based skill scores: Measures of some basic aspects of forecast quality. *Monthly Weather Review* 124: 2353-2369.

- Napolitano, G., See, L., Calvo, B., Savi, F., Heppenstall, A., 2010. A conceptual and neural network model for real-time flood forecasting of the Tiber River in Rome. *Physics and Chemistry of the Earth* 35 (3-5): 187-194.
- Nascimento, N.O., 1995. Appréciation à l'aide d'un modèle empirique des effets d'action anthropiques sur la relation pluie-débit à l'échelle du bassin versant. Thèse de Doctorat. CERGRENE - ENPC. 550 p.
- Nathan, R.J., MacNahon, T.A., 1990. Identification of Homogeneous regions for the Purposes of Regionalisation. *Journal of Hydrology* 121(1-4): 217-238.
- Nezhad, M.K., Chokmani, K., Ouarda, T.B.M.J., Barbet, M., Bruneau, P., 2010. Regional flood frequency analysis using residual kriging in physiographical space. *Hydrological Processings* 24 (15): 2045-2055.
- Nezhad, M.K., Ouarda, T.B.M.J., Chokmani, K., Barbet, M.c, Bruneau, P.c, El. Adlouni, S., 2011. Assessment of regional estimation error by canonical residual kriging. *Hydrological Processes* 25 (9): 1418-1430.
- Nicolle, P., 2010. Prise en compte de la neige dans la prévision hydrologique : quel apport pour mieux prévoir les crues nivales ? Rapport de stage de master. Université Pierre et Marie Curie-Cemagref (Antony). 53p.
- Nicolle, P., Valery, A., Ramos, M-H, Perrin, C., Andreassian, V., 2012. Mieux prévoir les crues nivales : évaluation de prévisions probabilistes de débit sur des bassins versants de montagne français. *La Houille Blanche* 2 : 26-33.
- Niggli, M., Talamba, D., Hingray, B., Musy, A., 2001. Estimation des débits de pointes pour des bassins versants non-jaugés : Application à la Suisse Occidentale. *Wasser, Energie and Luft* (9-10): 267-276.
- Noilhan, J., Planton, S., 1989. A Simple Parametrization of Land Surface Processes for Meteorological Models. *Monthly Weather Review* 117 : 536-549
- Norbiato, D., Borga, M., Esposti, S.D., Gaume, E., Anquetin, S., 2008. Flash flood warning based on rainfall thresholds and soil moisture conditions: An assessment for gauged and ungauged basins. *Journal of Hydrology* 362: 274-290.
- Ouarda, T., Girard, C., Cavadias, G. S., Bobee, B., 2001. Regional flood frequency estimation with canonical correlation analysis. *Journal of Hydrology* 254: 157-173.
- Ouarda, T., Ba, K.M., Diaz-Delgado, C., Carsteanu A., Chokmani, K., Gingras, H., Quentin, E., Trujillo, E., Bobée, B., 2007. Intercomparison of regional flood frequency estimation methods at ungauged sites for a Mexican case study. *Journal of Hydrology* 348: 40-58.
- Oudin, L., Hervieu, F., Michel, C., Perrin, C., Andreassian, V., Anctil, F., Loumagne, C., 2005. Which potential evapotranspiration input for a lumped rainfall-runoff model? Part 2 – Towards a simple and efficient potential evapotranspiration model for rainfall-runoff modelling. *Journal of Hydrology*, 303: 290-306.
- Oudin, L., Perrin, C., Mathevet, T., Andreassian, V., Michel, C., 2006a. Impact of biased and randomly corrupted inputs on the efficiency and the parameters of watershed models. *Journal of Hydrology* 320: 62-83.
- Oudin, L., Andreassian, V., Perrin, C., Michel, C., Lemoine, N., 2008. Spatial proximity, physical similarity, regression and ungauged catchments: A comparison of regionalization approaches based on 913 French catchments. *Water Resources Research* 44 W03413, doi:10.1029/2007WR006240.
- Oudin, L., Kay, A. L., Andreassian, V., Perrin, C., 2010. Are seemingly physically similar catchments truly hydrologically similar? *Water Resources Research*, doi:10.1029/2009WR008887.

- Palmer, T.N., 2002. The economic value of ensemble forecasts as a tool for risk assessment: from days to decades. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 128: 747-774.
- Parajka, J., Merz, R., Blöschl, G., 2005. A comparison of regionalisation methods for catchment model parameters. *Hydrology and Earth System Sciences* 9: 157-171.
- Parajka, J., Blöschl, G., Merz, R., 2007. Regional calibration of catchment models: Potential for ungauged catchments. *Water Resources Research* 43, W06406, doi: 10.1029/2006WR005271.
- Pardé, M., 1955. Fleuves et rivières. 3^{ème} Edition A Colin, 224 p.
- Patil, S., Stieglitz, M., 2011. Hydrologic similarity among catchments under variable flow conditions. *Hydrology and Earth System Sciences* 15: 989-997.
- Pebesma, E. J., 2004. Multivariable geostatistics in S: the gstat package. *Computers and Geosciences* 30: 683-691.
- Perrin, C., 2000. Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative. Thèse de Doctorat. INPG Grenoble - Cemagref (Antony). 530 p.
- Perrin, C., Michel, C., Andreassian, V., 2001. Does a large number of parameters enhance model performance? Comparative assessment of common catchment model structures on 429 catchments. *Journal of Hydrology*, 242 (3-4): 275-301.
- Perrin, C., 2002. Vers une amélioration d'un modèle global pluie-débit au travers d'une approche comparative. *La Houille Blanche* (6-7): 84-91.
- Perrin, C., Michel, C., Andreassian, V., 2003. Improvement of a parsimonious model for streamflow simulation. *Journal of Hydrology* 279: 275-289.
- Perrin, C., Oudin, L., Andreassian, V., Rojas-Serna, C., Michel, C., Mathevet, T., 2007. Impact of limited streamflow knowledge on the efficiency and the parameters of rainfall-runoff models. *Hydrological Sciences Journal* 52: 131-151.
- Perrin, C., Michel, C., Andreassian, V., 2007. Modèles hydrologiques du Génie Rural (GR). Rapport technique. 16 p.
- Pioch-Ellena, U., Merz, R., Blöschl, G., Gutknecht, D., 1999. On the regionalization of flood frequencies- Catchment similarity based on seasonality measures. *XXVIII International Association of Hydraulic Engineering and Research Proceedings*, CD-Rom, 434.htm.
- Post, D.A., Jones, J.A., Grant, G.E., 1998. An improved methodology for predicting the daily hydrologic response of ungauged catchments. *Environmental Modelling and Software* 13: 395-403.
- Post, D.A., Jakeman, A. J., 1999. Predicting the daily streamflow of ungauged catchments in S. E. Australia by regionalising the parameters of a lumped conceptual rainfall-runoff model. *Ecological Modelling* 123: 91-104.
- Post, D.A., 2009. Regionalizing rainfall-runoff model parameters to predict the daily streamflow of ungauged catchments in the dry tropics. *Hydrology Research* 40 (5): 433-444.
- Pilgrim, D.H., 1983. Some problems in transferring hydrological relationships between small and large drainage basins and between regions. *Journal of Hydrology* 65: 49-72.
- Prinzio, M.D., Castellarin, A., Toth, E., 2011. Data-driven catchment classification: application to the pub problem. *Hydrology and Earth System Sciences* 15: 1921-1935.

- Quintana-Seguí, P., Le Moigne, P., Durand, Y., Martin, E., Habets, F., Baillon, M., Canellas, C., Franchisteguy, L., Morel, S., 2008: Analysis of near-surface atmospheric variables: Validation of the SAFRAN analysis over France. *Journal of Applied Meteorology and Climatology* 47 (1): 92-107.
- Ramos, M.H., Thielen, J., Pappenberger, F., 2008. Utilisation de la prévision météorologique d'ensemble pour la prévision hydrologique opérationnelle et l'alerte aux crues. *Colloque SHF-191e CST-"Prévisions hydrométéorologiques"*: 191-199.
- Randrianasolo, A., 2009. Evaluation de la qualité des prévisions pour l'alerte aux crues. Rapport de stage de master UPMC-AgroParisTech-Cemagref (Antony), 50 p.
- Randrianasolo, A., Ramos, M.H., Thirel, G., Andreassian V., Martin, E., 2010. Comparing the scores of hydrological ensemble forecasts issued by two different hydrological models. *Atmospheric Science Letters* 11 (2): 100-107.
- Randrianasolo, A., Ramos, M.H., Andreassian, V., 2011. Hydrological ensemble forecasting at ungauged basins: using neighbour catchments for model setup and updating. *Advances in Geosciences*, 29: 1-11.
- Reed, D.W., Robson, A.J., 1999. Flood estimation handbook. Vol. 3. Centre for Ecology and Hydrology, UK.
- Reed, S., Schaake, J., Zhang, Z., 2007. A distributed hydrologic model and threshold frequency-based method for flash flood forecasting at ungauged locations. *Journal of Hydrology* 337: 402-420.
- Refsgaard, J.C., 1997. Validation and intercomparison of different updating procedures for real-time forecasting. *Nordic Hydrology* 28: 65-84.
- Reichl, J.P.C., Western, A.W., McIntyre, N.R., Chiew, F.H.S., 2009. Optimization of a similarity measure for estimating ungauged streamflow. *Water Resources Research*, 45, doi: 10.1029/2008WR007248.
- Reimers, W., 1990. Estimating hydrological parameters from basin characteristics for large semi-arid catchments. *Regionalisation in Hydrology, Proceedings of the Ljubljana Symposium, IAHS Publication* 191: 187-194.
- Rivoirard, J., 2002. On the structural link between variables in kriging with external drift. *Mathematical Geology* 34 (7): 797-808.
- Rivoirard, J., 2003. Cours de géostatistique multivariable. 77 p.
http://cg.ensmp.fr/bibliotheque/public/RIVOIRARD_Cours_00607.pdf
- Robson, A., Reed, D., 1999. Flood Estimation Handbook – 3: Statistical procedures for flood frequency estimation. Centre for Ecology and Hydrology. 338 p.
- Rojas Serna, C., 2005. Quelle connaissance hydrométrique minimale pour définir les paramètres d'un modèle pluie-débit ? Thèse de doctorat. ENGREF - Cemagref (Antony). 320 p.
- Rojas Serna, C., Michel, C., Perrin C., Andreassian, V., 2006. Ungauged catchments: how to make the most of a few streamflow measurements. *Large Sample Basin Experiments for Hydrological Model Parameterization: Results of the Model Parameter. Experiment MOPEX, IAHS Publication* 307: 230-236.
- Roux, H., Labat, D., Garambois, P.-A., Maubourguet, M.-M., Chorda, J., Dartus, D., 2011. A physically-based parsimonious hydrological model for flash floods in Mediterranean catchments. *Natural Hazards and Earth System Science* 11 (9): 2567-2582.

- Rousset, F., Habets, F., Gomez, E., Le Moigne, P., Morel, S., Noilhan, J., ledoux, E., 2004. Hydrometeorological modeling of the Seine basin using the SAFRAN-ISBA-MODCOU system. *Journal of Geophysical Research* 109, D14105, doi :10.1029/2003JD004403.
- Rousset Regimbeau, F., 2007. Modélisation des bilans de surface et des débits sur la France, application à la prévision d'ensemble des débits. Thèse de doctorat. Université Toulouse III-CNRM. 224 p.
- Samaniego, L., Kumar, R., Attinger, S., 2010. Multiscale parameter regionalization of a grid-based hydrologic model at the mesoscale. *Water Resources Research*, 46, W05523, doi :10.1029/2008WR007327.
- Sarhadi, A., Modarres, R., 2011. Flood seasonality-based regionalization method: a data-based comparison. *Hydrological processes* 25: 3613-3624.
- Sauquet, E., 2006. Mapping mean annual river discharges: Geostatistical developments for incorporating river network dependencies. *Journal of Hydrology* 331: 300- 314.
- Sauquet, E., Gottschalk, L., Krasovskaia, I., 2008. Estimating mean monthly runoff at ungauged locations: An application to France. *Hydrology Research* 39(5-6): 403-423.
- Sauquet, E., Ramos, M.H., Chapel, L., Bernardara, P., 2008. Streamflow scaling properties: investigating characteristic scales from different statistical approaches. *Hydrological Processes* 22:3462-3475.
- Sauquet, E., Catalogne, C., 2011. Comparison of catchment grouping methods for flow duration curve estimation at ungauged sites in France. *Hydrology and Earth System Sciences* 15: 2421-2435.
- Sefton, C.E.M., Howarth, S.M., 1998. Relationships between dynamic response characteristics and physical descriptors of catchments in England and Wales. *Journal of hydrology* 211: 1-16.
- Seo, D.-J., Koren, V., Cajina, N., 2003. Real-time variational assimilation of hydrologic and hydrometeorological data into operational hydrologic forecasting. *Journal of Hydrometeorology* 4(3): 627-641
- Shu, C., Burn, D.H, 2003. Spatial patterns of homogeneous pooling groups for flood frequency analysis. *Hydrological Sciences Journal* 48, 601-618.
- Silveira, L., Charbonnier, F., Genta, J. L., 2000. The antecedent soil moisture condition of the curve number procedure. *Hydrological Sciences Journal* 45: 3-12.
- Sivapalan, M., Takeuchi, K., Franks, S.W., Gupta, V.K., Karambiri, H., Lakshmi, V., Liang, X., McDonnell, J.J., Mendiola, E.M., O'Connell, P.E., Oki, T., Pomeroy, J.W., Schertzer, D., Uhlenbrook, S., Zehe, E., 2003. *Journal of Hydrological Sciences* 48 (6): 857-880.
- Skøien, J. O., Merz, R., Blöschl, G., 2006. Top-kriging – geostatistics on stream networks. *Hydrology and Earth System Sciences* 10: 277-287.
- Talagrand, O., R., Vautard, Strauss, B., 1997. Evaluation of probabilistic prediction systems. *Proceedings, ECMWF Workshop on Predictability, ECMWF* : 1-25.
- Tangara, M., 2005. Nouvelle méthode de prévision de crue utilisant un modèle pluie-débit global. Thèse de doctorat. Ecole Pratique des Hautes Etudes de Paris-Cemagref (Antony). 374 p.
- Thielen, J., Bartholmes, J., Ramos, M.-H, De Roo A., 2009. The European Flood Alert System – Part 1: Concept and development. *Hydrology and Earth System Sciences* 13: 125-140.
- Thirel, G., Rousset-Regimbeau, F., Martin, E., Habets, F., 2008. On the impact of short-range meteorological forecasts for ensemble streamflow prediction. *Journal of Hydrometeorology* 9: 1301-1317.

- Thirel, G., 2009. Amélioration des prévisions d'ensemble des débits sur la France de SAFRAN-ISBA- MODCOU. *Thèse de doctorat*. Université Toulouse III - CNRM - GAME Météo-France - CNRS. 252 p.
- Thirel, G., Martin, E., Mahfouf, J.-F., Massart, S., Ricci, S., Regimbeau, F., Habets, F., 2010. A past discharges assimilation system for ensemble streamflow forecasts over France - Part 1: Description and validation of the assimilation system. *Hydrology and Earth System Sciences* 14: 1623-1637.
- Thirel, G., Martin, E., Mahfouf, J.-F., Massart, S., Ricci, S., Regimbeau, F., Habets, F., 2010. A past discharge assimilation system for ensemble streamflow forecasts over France - Part 2: Impact on the ensemble streamflow forecasts. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14: 1639-1653.
- Toth, Z., Kalnay, E., 1993. Ensemble Forecasting at the NMC: the generation of perturbations. *Bulletin of the American Meteorological Society* 74: 2317-2330.
- Toth, Z., Kalnay, E., 1997. Ensemble forecasting at NCEP and the breeding method. *Monthly Weather Review* 125: 3297-3319.
- Tsakiris G., Nalbantis I., Cavadias, G., 2011. Regionalization of low flows based on Canonical Correlation Analysis. *Advances in Water Resources* 34 (7): 865-872.
- Tukey, J.W., 1977. Exploratory Data Analysis. Edition Pearson, 688 p.
- Uppala, S.M., Kållberg, P.W., Simmons, A.J., Andrae, U., da Costa Bechtold, V., Fiorino, M., Gibson, J.K., Haseler, J., Hernandez, A., Kelly, G.A., Li, X., Onogi, K., Saarinen, S., Sokka, N., Allan, R.P., Andersson, E., Arpe, K., Balmaseda, M.A., Beljaars, A.C.M., Van de Berg, L., Bidlot, J., Bormann, N., Caires, S., Chevallier, F., Dethof, A., Dragosavac, M., Fisher, M., Fuentes, M., Hagemann, S., Hólm, E., Hoskins, B.J., Isaksen, I., Janssen, P.A.E.M., Jenne, R., McNally, A.P., Mahfouf, J.-F., Morcrette, J.-J., Rayner, N.A., Saunders, R.W., Simon, P., Sterl, A., Trenberth, K.E., Untch, A., Vasiljevic, D., Viterbo, P., Woollen, J., 2006. The ERA-40 re-analysis. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society* 131: 2961-3012.
- Van Der Knijff, J., De Roo, A., 2005. LISFLOOD – distributed water balance and flood simulation model. User manual, European Commission, EN22166. 80 p.
- Vandewiele, G.L., Xu, C-Y, 1991. Regionalisation of physically-based water balance models in Belgium. Application to ungauged catchments. *Water Resources Management* 5: 199-208.
- Vandewiele, G.L., Elias, A., 1995. Monthly water balance of ungauged catchments obtained by geographical regionalization. *Journal of Hydrology* 170: 277-291.
- Vidal, J.-P., Martin, E., Franchistéguy, L., Baillon, M., Soubeyroux, J.-M., 2010. A 50-year high-resolution atmospheric reanalysis over France with the Safran system. *International Journal of Climatology* 30: 1627-1644.
- Viviroli, D., Zappa, M., Schwanbeck, J., Gurtz, J., Weingartner, R., 2009b. Continuous simulation for flood estimation in ungauged mesoscale catchments of Switzerland – Part I: Modelling framework and calibration results. *Journal of Hydrology* 377: 191-207.
- Vogel, R. M., Wilson, I., Daly, C., 1999. Regional regression models of annual streamflow for the United States. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 125(3): 148-157.
- Wagener, T., McIntyre, N., 2005. Identification of rainfall-runoff models for operational applications. *Hydrology Sciences Journal*, 50(5): 735-751.
- Wagener, T., Wheater, H. S., 2006. Parameter estimation and regionalization for continuous rainfall-runoff models including uncertainty. *Journal of Hydrology*, 320: 132-154.

- Wan Jaafar, W. Z., Liu, J., Han, D., 2011. Input variable selection for median flood regionalization. *Water Resources Research* 47, W07503, doi:10.1029/2011WR010436.
- Webster, R., Oliver, M., 2001. Geostatistics for environmental scientists (Statistics in Practice). John Wiley and Sons. 330 p.
- Wilks, D.S., 2011. Statistical methods in the Atmospheric Sciences. Third Edition. International Geophysics Series, vol 100. 676 p.
- Wohling, T., Lennartz, F., Zappa, M., 2006. Technical note: Updating procedure for flood forecasting with conceptual HBV-type modles. *Hydrology and earth System Sciences* 10 (6): 783-788.
- Xu, C.-Y., 1999 Estimation of Parameters of a Conceptual Water Balance Model for Ungauged Catchments, *Water Resources Management* 13: 353-368.
- Yadav, M., Wagener, T. and Gupta, H., 2007. Regionalization of constraints on expected watershed response behavior for improved predictions in ungauged basins. *Advances in Water Resources* 30(8): 1756-1774.
- Yapo, P.O., Gupta, H. V., Sorooshian. S., 1996. Automatic calibration of conceptual rainfall-runoff models: sensitivity to calibration data. *Journal of Hydrology* 181: 23-48.
- Young, A.R., 2006. Streamflow simulation within UK ungauged catchments using a daily rainfall-runoff model, *Journal of Hydrology* 320: 155-172.
- Yu, P.S., Yang, T.C., 1996. Synthetic regional flow duration curve for southern Taiwan. *Hydrological Processes*, 10: 373-391.
- Yu, P.S., Yang, T.C., 2000. Using synthetic flow duration curves for rainfall-runoff model calibration at ungauged sites. *Hydrological Processes* 14: 117-133.
- Zappa, M., Fundel, F., Jaun, S., 2012. A 'Peak-Box' approach for supporting interpretation and verification of operational ensemble peak-flow forecasts. *Hydrological Processes* DOI: 10.1002/hyp.9521.
- Zhang, Y.Q., Chiew, F.H.S., 2009. Evaluation of regionalisation methods for predicting runoff in ungauged catchments in southeast Australia. 18th World IMACS / MODSIM Congress, Australie. 7p.
- Zvolenský, M., Kohnová, S., Hlavčová, K., Szolgay, J., Parajka, J., 2008. Regionalisation of rainfall-runoff model parameters based on geographical location of gauged catchments. *Journal of Hydrology and Hydromechanics*, 56: 176-189.

Liste des illustrations

Figure 1 : Schéma illustrant la problématique traitée dans la thèse : comment améliorer la prévisibilité hydrologique dans les bassins non jaugés à l'aide de l'information régionale et de la prévision météorologique d'ensemble, utilisées conjointement pour quantifier l'incertitude de prévision ?	7
Figure 2: Schéma général d'un système de prévision hydrologique avec ses données d'entrée (données observées en temps réel et prévisions météorologiques pour le futur), le modèle de simulation avec ses paramètres θ et le module de mise à jour appliquée à l'instant de prévision. L'observation est présentée en bleu, la simulation en orange avant la mise à jour à l'instant présent d'émission de la prévision. La prévision est présentée en pointillé	13
Figure 3 : Illustration des périodes de calage et de prévision entre 1958 et 2009	37
Figure 4 : 757 bassins versants pour les études de régionalisation	40
Figure 5 : 211 bassins versants de validation	41
Figure 6 : 44 bassins versants avec lien amont-aval	41
Figure 7 : Distribution des surfaces (gauche), de l'altitude moyenne (centre), et de la pluie moyenne annuelle (droite) des 211 bassins versants d'étude	43
Figure 8 : Caractérisation des régimes hydrologiques des 211 bassins étudiés, ainsi que les hydrogrammes de référence de chaque régime	45
Figure 9 : Distribution des distances entre les 44 bassins et leur station amont respective (gauche) et les statistiques des distances (droite)	45
Figure 10 : Exemples de station ayant des bassins amont, droite : La Moselle à Custines (6800 km ²), gauche : Le Rival à Beaufort (467 km ²)	46
Figure 11 : Schéma de la structure du modèle GRP	51
Figure 12 : Valeurs des C2M/P pour les 211 bassins versants d'étude pendant la période de calage du modèle GRP 1958-2005.....	54
Figure 13 : Distribution des valeurs des paramètres du modèle GRP sur les 211 bassins versants. Les paramètres sont calés pendant la période de calage 1958-2005.....	54
Figure 14 : Schéma de la structure du modèle GR4J.....	56
Figure 15 : Valeurs des C2M/P pour les 211 bassins versants d'étude pendant la période de calage du modèle GR4J 1958-2005	57
Figure 16 : Représentation graphique des échéances de prévision de la PEARP : Echéance 1, 24h et Echéance 2, 48h	58
Figure 17 : Pluies journalières d'ensemble prévues par la PEARP sur la France pour le 16 avril 2005 (a) et le 31 octobre 2005 (b) à deux jours d'échéance (11 scénarios : P1 : P11). Les pluies de la ré-analyse SAFRAN sont également présentées (Pobs)	59

Figure 18 : Interprétation du diagramme de PIT, a) prévision fiable; b) prévision sous-dispersée; c) prévision sur-dispersée; d) prévision biaisée. En ordonnée: la fréquence empirique de x, en abscisse : probabilité x de l'observation dans l'ensemble des membres.....	76
Figure 19 : Illustration du principe du diagramme de précision d'ensemble sur un exemple d'évènement. Les membres de la prévision d'ensemble supérieurs à l'observation sont représentés à droite de la ligne verticale noire qui représente l'observation, et les membres de la prévision d'ensemble inférieurs à l'observation sont à gauche. Chaque barre du diagramme correspond à la MAE entre l'observation et la valeur de prévision correspondante, calculée sur plusieurs jours de prévisions	78
Figure 20 : Allure d'un diagramme de précision de l'ensemble pour un système présentant une bonne précision. En ordonnée : le MAE normalisé.....	79
Figure 21 : Représentation des quantiles représentés dans une boîte à moustaches	80
Figure 22: Exemple de diagramme pour une prévision à 9 échéances. En ordonnée : les jours de prévision sont présentés, entre le 11 ^{ème} et le 25 ^{ème} jour du mois de mars. En abscisse : chaque ligne correspond à une prévision pour un nombre d'échéance défini. La première ligne est par exemple la prévision pour le 11 et pour les 9 échéances, tous les rectangles sont blancs montrant que pour ce jour, aucun membre n'a prévu le dépassement d'un seuil. Pour la prévision du 21 ^{ème} jour (11 ^{ème} ligne), le dépassement de seuil a été prévu pour toutes les échéances, seul le nombre de membres diffère.	81
Figure 23 : Forme-type de diagramme pour la prévision PEARP avec 2 jours d'échéances	81
Figure 24 : Diagramme-hydrogramme représentant un exemple d'évènement entre le 10 et le 13 sur un bassin versant quelconque, avec un dépassement du quantile 90.....	83
Figure 25 : Diagramme de probabilité cumulée et diagramme de PIT du système de prévision parfaitement fiable, construit avec les observations du bassin versant l'III à Strasbourg (5248 km ²). Chaque graphe situé sur la même ligne correspond à une valeur de coefficient de variation fixe (0.1, 0.2, 0.3, 0.5) pour différents nombres de membres. Chaque graphe situé sur une colonne représente les scores du système pour un même nombre de membres (10, 30, 60, 80, 100) mais avec des coefficients de variations différents.	87
Figure 26 : Diagramme de précision d'ensemble du système de prévision parfaitement fiable, construit avec les observations du bassin versant l'III à Strasbourg (5248 km ²). Chaque graphe situé sur la même ligne correspond à une valeur de coefficient de variation fixe (0.1, 0.2, 0.3, 0.5) pour différents nombres de membres. Chaque graphe situé sur une colonne représente les scores du système pour un même nombre de membres (10, 30, 60, 80, 100) mais avec des coefficients de variations différents.	88
Figure 27 : NRMSE pour chacun des 211 bassins versants aux deux échéances de prévision : 24 heures (gauche), à gauche et 48 heures (droite).	93
Figure 28 : NRMSE et $N\sigma$ de la PEARP pour les deux échéances de prévisions (24 h et 48 h).	94
Figure 29 : Scores de performance comparée de la prévision de pluie PEARP : BSS 90 et RPSS. La référence est la climatologie.....	94
Figure 30 : a) Diagrammes de PIT et b) diagramme de précision de l'ensemble des prévisions de pluies de la PEARP pour le bassin l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1225 km ²) pour l'échéance 48h.....	95
Figure 31 : NRMSE et CSI des 211 bassins en situation de référence jaugée, les pluies en entrée sont : pluie observée PO. Les situations présentées sont : le modèle GRP avec et sans mise à jour et le modèle GR4J. Les scores sont présentés à l'échéance 48h.....	96

Figure 32 : NRMSE et CSI des 211 bassins en situation de référence jaugée, les pluies en entrée sont : prévisions d'ensemble PEARP. Les situations présentées sont : le modèle GRP avec et sans mise à jour et le modèle GR4J. Les scores sont présentés à l'échéance 48h.....	97
Figure 33 : Scores de performances comparées des 211 bassins en situation de référence, les pluies en entrée sont les prévisions d'ensemble PEARP. Les situations présentées sont : le modèle GRP avec et sans mise à jour et le modèle GR4J. Les scores présentés sont le BSS 90 et le RPSS pour l'échéance 48h. La référence est la climatologie.....	98
Figure 34 : a) c) Diagrammes de PIT et b) d) diagrammes de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1225 km ²). L'échéance 24h est présenté à gauche (a et b), et l'échéance 48h est à droite (c et d)	99
Figure 35 : a) c) Diagrammes de PIT et b) d) diagrammes de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin le Doubs à Besançon (4658 km ²). L'échéance 24h est présenté à gauche (a et b), et l'échéance 48h est à droite (c et d)	99
Figure 36 : a) c) Diagrammes de PIT et b) d) diagrammes de précision d'ensemble des débits de GR4J pour le bassin l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1225 km ²). L'échéance 24h est présenté à gauche (a et b), et l'échéance 48h est à droite (c et d)	100
Figure 37 : a) c) Diagrammes de PIT et b) d) diagrammes de précision d'ensemble des débits de GR4J pour le bassin le Doubs à Besançon (4658 km ²). L'échéance 24h est présenté à gauche (a et b), et l'échéance 48h est à droite (c et d)	100
Figure 38 : NRMSE et CSI en fonction des surfaces en km ² pour les débits modélisés avec GRP et la pluie observée.....	101
Figure 39 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS en fonction des surfaces en km ² pour les débits modélisés avec GRP et la prévision PEARP.....	103
Figure 40 : a) Diagrammes de PIT et b) diagramme de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin la Seine à Bar-sur-Seine (2340 km ²). L'échéance 48 h est présenté.	104
Figure 41 : a) Diagrammes de PIT et b) diagramme de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin le Suran à Neuville-sur-Ain (331 km ²). L'échéance 48 h est présentée	104
Figure 42 : a) Diagrammes de PIT et b) diagramme de précision d'ensemble des débits de GRP pour le bassin l'Ignon à Villecomte (304 km ²). L'échéance 48 h est présenté	105
Figure 43 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS en fonction des durées caractéristiques en jours pour les débits modélisés avec GRP et la prévision PEARP.....	106
Figure 44 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS pour chacun des 211 bassins versants. L'orientation des scores est indiquée à côté de chaque carte	107
Figure 45 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS en fonction des régimes hydrologiques. REG 1 : régime soutenu par les nappes, REG 2 : océanique, REG 3 : océanique de transition, REG 4 : méditerranéen/de transition de montagne	109
Figure 46 : Diagramme-hydrogramme représentant un évènement autour du 11 novembre 2008 pour le bassin avec un dépassement du quantile 90 pour le bassin l'Ill à Ensisheim (1030 km ²)	110

Figure 47 : Diagramme-hydrogramme représentant un évènement autour du 11 avril 2006 pour le bassin avec un dépassement du quantile 90 pour le bassin l'Ognon à Chassey-lès-Montbozon (852 km ²).....	111
Figure 48 : Diagramme-hydrogramme représentant un évènement autour du 20 Novembre 2008 pour le bassin avec un dépassement du quantile 90 pour le bassin Arroux à Digoin (3170 km ²).....	112
Figure 49 : BSS 90 (gauche) et RPSS (droite) pour le bassin l'Il à Didenheim (670 km ²). Chaque boîte à moustache représente la distribution des scores pour une même longueur d'évaluation	114
Figure 50 : BSS 90 (gauche) et RPSS (droite) pour le bassin La Mayenne à Château-Gontier (3935 km ²). Chaque boîte à moustache représente la distribution des scores pour une même longueur d'évaluation	114
Figure 51 : Distribution des distances de 1 à 50 voisins (en abscisse) pour les 211 bassins versants supposés non jaugés. Chaque boxplot représente la distribution des distances pour les 211 bassins. Gauche : D _{centroïde} distance entre les centroïdes ; droite : D _{exutoire} distance entre les exutoires	121
Figure 52 : Carte représentant des exemples de bassins cibles et leur voisinage géographique (20 bassins voisins). Les bassins cibles ici présentés sont : l'Il à Didenheim, 670 km ² (droite) ; la Seiche à Bruz 810 km ² (milieu) ; la Drôme à Saillans, 1128 km ² (gauche)	121
Figure 53 : Comparaison de la distribution des scores pour les deux distances (exutoire et centroïde) et différents nombres de voisins choisis pour la régionalisation."exut" : pour exutoire et "centr" pour centroïde, les nombres suivants ces acronymes indiquent le nombre de voisins utilisés. Prévisions avec les paramètres des voisins et mises à jour locales. Les scores BSS90 et RPSS ont pour référence la climatologie	122
Figure 54 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS pour le test 1 et pour différents nombres de bassins voisins : 1 à 30 voisins (1N...à 30N). Les scores BSS90 et RPSS ont pour référence la climatologie. Les valeurs moyennes des scores commencent à se dégrader après 15 à 20 voisins.....	124
Figure 55 : Diagramme de précision du bassin l'Armanche à Chessy-les-Prés (476 km ²) pour le test simulé avec les paramètres des voisins: a) 5 voisins; b) 10 voisins ; c) 15 voisins; d) 20 voisins; e) 25 voisins; f) 30 voisins. La mise à jour est locale.	124
Figure 56 : Exemple de configuration d'un bassin cible (point jaune) et de ses 3 voisins géographiques (croix noirs). Les distances entre les cibles et les voisins sont indiqués. Le voisin le plus proche apporte plus de membres	126
Figure 57 : Comparaison des scores entre le test avec les 5 voisins géographiques non pondérés ("non pond") et les 5 voisins pondérés ("pond") par rapport à la distance géographique au bassin cible. Les boîtes à moustaches indiquent la distribution des scores sur les 211 bassins versants.....	127
Figure 58 : Comparaison des scores entre le test avec les 5 voisins géographiques non pondérés ("non pond") et les 5 voisins pondérés ("pond") par rapport à la distance « physique » au bassin cible. Les boîtes à moustaches indiquent la distribution des scores sur les 211 bassins versants.....	129
Figure 59 : NRMSE (gauche) et CSI (droite) des 211 bassins versants. Les pluies en entrée sont la pluie observée PO et la mise à jour est locale. En ordonnée : performance des prévisions avec les paramètres du voisin géographique le plus proche (L1N_PO); en abscisse : performance des prévisions en situation jaugée (LREF_PO)	130
Figure 60 : NRMSE et CSI des 211 bassins versants. Les paramètres utilisés pour la simulation sont celui du plus proche voisin (L1N) et la mise à jour est locale. En ordonnée : performance des prévisions avec la pluie observée; en abscisse : performance des prévisions avec la PEARP.....	131

Figure 61 : NRMSE et CSI des 211 bassins versants en situation jaugée (REF) avec les paramètres des voisins en simulation et une mise à jour locale (LBN, L1N...L20N)	132
Figure 62 : Gain de performance du Brier 90 et du RPS entre la référence et les différents tests simulés avec les paramètres de voisins (LBN, L1N,...L20N). Les pluies en entrée sont les pluies d'ensemble PE	133
Figure 63 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleurs donneurs de paramètres parmi les voisins (LBN, L1N,...L20N) pour le modèle GRP, pour les scores NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS ; la mise à jour est locale	134
Figure 64 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin l'Avre à Moreuil (619 km ²) en situation jaugée (haut, REF) et avec l'utilisation des paramètres des 10 voisins géographiques (bas, L10N)	135
Figure 65 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin l'Armançon à Tronchoy (1978 km ²) en situation jaugée (haut, REF) et avec l'utilisation des paramètres des 10 voisins géographiques (bas, L10N)	135
Figure 66 : Diagramme de précision d'ensemble pour le bassin l'Avre à Moreuil (619 km ²). La référence jaugée (gauche, REF) et la situation non jaugée (droite, L10N) avec le transfert des paramètres des 10 voisins géographiques sont présentées.....	136
Figure 67 : Diagramme de précision d'ensemble pour le l'Armançon à Tronchoy (1978 km ²). La référence jaugée (gauche, REF) et la situation non jaugée (droite, L10N) avec le transfert des paramètres des 10 voisins géographiques sont présentées.....	136
Figure 68 : Diagrammes-Hydrogrammes de crue pour le bassin le Beuvron à Ouagne (264 km ²) pour l'évènement du 08 décembre 2007. Gauche : prévision en mode jaugé à 11 membres (REF), droite : prévisions avec les paramètres des 10 voisins géographiques (L10N).....	137
Figure 69 : NRMSE et CSI des 211 bassins en situation de référence jaugée (« Ref GR4J »), avec les paramètres des voisins (L1N...L20N) en simulation du modèle GR4J, les pluies en entrée sont la pluie d'ensemble PEARP	139
Figure 70 : Valeurs des gains entre la référence jaugée et l'utilisation des paramètres des voisins (L1N...L20N) pour le modèle GR4J, les pluies en entrée sont la pluie d'ensemble PEARP	139
Figure 71 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleurs donneurs de paramètres parmi tous les voisins (LBN, L1N,...L20N) pour le modèle GR4J, pour les scores NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS ; la mise à jour est locale.....	140
Figure 72 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin la Bruche à Holtzheim (676 km ²) en situation jaugée (haut, REF) et avec l'utilisation des paramètres des 10 voisins géographiques (bas, L10N)	141
Figure 73 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin la Sauer à Beinheim (502 km ²) en situation jaugée (haut, REF) et avec l'utilisation des paramètres des 10 voisins géographiques (bas, L10N)	142
Figure 74 : Diagramme de précision d'ensemble pour le bassin la Bruche à Holtzheim (676 km ²). La référence jaugée (gauche, REF) et la situation non jaugée avec le transfert des paramètres des 10 voisins géographiques (droite, L10N) sont présentées	142
Figure 75 : Diagramme de précision d'ensemble pour la Sauer à Beinheim (502 km ²). La référence jaugée (gauche, REF) et la situation non jaugée avec le transfert des paramètres des 10 voisins géographiques (droite, L10N) sont présentées	142

Figure 76 : Diagramme de précision d'ensemble pour la Midouze à Campagne (2477 km ²) pour les situations jaugées mais modélisées avec a) GRP, b) GRP sans mise à jour, c) GR4J.....	143
Figure 77 : Diagramme de précision d'ensemble pour la Midouze à Campagne (2477 km ²) pour les situations non jaugées mais modélisées avec a) GRP, b) GRP sans mise à jour, c) GR4J. Les paramètres des 5 voisins géographiques sont utilisés pour simuler les 3 modèles	143
Figure 78 : Evolution des valeurs des C2M/P pour chaque classement selon les différents descripteurs physiographiques des bassins versants. Les 10 groupes sont représentés en abscisses. Les points rouges représentent les valeurs des C2M/P pour chaque groupe, le trait gris est le C2M/P global calculé sur 756 bassins.....	153
Figure 79 : Evolution des paramètres de GRP selon les différents groupes. Les descripteurs présentés sont la surface (haut) et la pente du bassin versant (bas).....	154
Figure 80 : NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS des prévisions issues des 8 caractéristiques physiques (Phys8) et des bassins voisins géographiques (Géo8). Les prévisions sont mises à jour localement, seuls les paramètres changent.....	157
Figure 81 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleures prévisions selon le choix des paramètres : les paramètres issus des caractéristiques physiques (en bleu) et des voisins (en rouge) sont comparés pour chaque bassin versant. La mise à jour est locale	158
Figure 82 : Comparaison des scores NRMSE, CSI, Brier 90, RPS, BSS90 et RPSS des prévisions issues des caractéristiques physiques ("Phys") et des voisins ("Géo")	158
Figure 83 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleures prévisions selon le choix des paramètres : les paramètres issus des caractéristiques physiques (en bleu) et des voisins géographiques (en rouge) sont comparés pour chaque bassin versant. La mise à jour est locale.....	159
Figure 84 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleures prévisions selon le choix des paramètres : les paramètres issus des caractéristiques physiques (en bleu) et des voisins géographiques (en rouge) sont comparés pour chaque bassin versant. La mise à jour est enlevée.	160
Figure 85 : Diagrammes de PIT et de précision d'ensemble pour le bassin de la Midouze à Campagne (2477 km ²) pour une simulation du modèle GRP avec les paramètres des 8 voisins géographiques. La mise à jour est locale	161
Figure 86 : Diagrammes de PIT et de précision d'ensemble pour le bassin de la Midouze à Campagne (2477 km ²) pour une simulation du modèle GRP avec les paramètres issus des 8 caractéristiques physiques. La mise à jour est locale	161
Figure 87 : Carte représentant les 211 bassins versants montrant les meilleures prévisions selon le choix des paramètres : les paramètres issus des voisins géographiques ("Géo" : croix et boîtes à moustaches rouges), des paramètres additifs ("Add" : point et boîtes à moustaches bleus) et multiplicatifs ("Mult" : croix et boîtes à moustaches verts) sont comparés pour chaque bassin versant. La mise à jour est locale.....	163
Figure 88 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des prévisions issues des différents tests sur les paramètres calés sur chaque caractéristique physique, comparés aux paramètres réduits additif et multiplicatif. La mise à jour est locale	164
Figure 89 : NRMSE et CSI des 211 bassins versants. Les pluies en entrée sont les pluies d'ensemble PEARP. Les paramètres sont locaux. Les tests présentés sont : le modèle avec mise à jour (REF) ; le modèle sans mise à jour	

sur le site cible jaugé (XREF) ; la mise à jour est réalisée avec les débits spécifiques des 1, 5, 10, 15 ou 20 voisins (N1N...N20N)	171
Figure 90 : Brier 90 et RPS des 211 bassins versants. Les pluies en entrée sont les pluies d'ensemble PEARP. Les paramètres sont locaux. Les tests présentés sont : le modèle avec mise à jour (REF) ; le modèle sans mise à jour sur le site cible jaugé (XREF) ; la mise à jour est réalisée avec les débits des 1, 5, 10, 15 ou 20 voisins (N1N...N20N)	171
Figure 91 : Valeurs des gains pour la mise à jour du modèle avec les débits spécifiques pour chacun des 211 bassins versants	173
Figure 92 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin de la Briance à Condat-sur-Vienne (605 km ²) a) sans mise à jour XREF, b) mise à jour avec le débit spécifique du plus proche voisin (N1N), c) mise à jour avec les débits spécifiques des 10 voisins géographiques (N10N)	174
Figure 93 : Diagramme de PIT et diagramme de probabilité cumulée pour le bassin l'Aulne à Châteauneuf-du-Faou (1224 km ²) a) sans mise à jour XREF, b) mise à jour avec le débit spécifique du plus proche voisin (N1N), c) mise à jour avec les débits spécifiques des 10 voisins géographiques (N10N)	174
Figure 94 : Principe de la mise à jour du réservoir de routage dans le modèle GRP	175
Figure 95 : NRMSE et CSI des 211 bassins versants. La référence présentée est sans mise à jour (XREF). Les performances montrées sont les cas où le modèle est mis à jour avec les débits spécifiques des 1 à 20 voisins (N1N...N20N) et avec les corrections 1 à 20 voisins (E1N...E20N)	177
Figure 96 : NRMSE et CSI pour le modèle mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche (ordonnée, E1N) comparé au test sans mise à jour (abscisse, XREF)	177
Figure 97 : NRMSE et CSI pour le modèle mis à jour avec les corrections des 5 voisins les plus proches (ordonnée, E5N) comparé au test sans mise à jour (abscisse, XREF)	177
Figure 98 : Gain en Brier 90 et RPS du modèle mis à jour avec les corrections des voisins géographiques (E1N...E20N), par rapport à la situation jaugée sans mise à jour (XREF) et à la situation jaugée avec mise à jour (REF)	178
Figure 99 : Diagramme de précision du bassin le Serein à Bierre-lès-Semur (267 km ²) , l'Oudon à Châtellais (731 km ²) , la Meuse à Stenay (3914 km ²) et l'Isle à Mayac (806 km ²) pour les situations, a) bassin jaugé REF b) bassin jaugé non mis à jour XREF c) bassin mis à jour avec les débits spécifiques du bassin le plus proche N1N d) bassin mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N	179
Figure 100 : Diagramme de PIT du bassin l'Oudon à Châtellais (731 km ²) pour les situations, a) bassin jaugé REF b) bassin jaugé non mis à jour XREF c) bassin mis à jour avec les débits spécifiques du bassin le plus proche N1N d) bassin mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N	179
Figure 101 : Illustration du mode de calcul des cumuls des pluies antécédentes à 3 jours pour la prévision lancée le 10 avril pour le 11 avril (Echéance 1) et le 12 avril (Echéance 2)	181
Figure 102 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des 211 bassins versants selon les donneurs de mises à jour. Chaque score est présenté par ligne, et le nombre de jours de cumuls de pluie est présenté en colonne. La référence présentée est celle qui n'est pas mise à jour XREF. Les performances où le modèle est mis à jour avec les voisins géographiques (E1N...E15N) et les voisins similaires en cumul de pluies antécédentes (P1N...P15N) sont comparées	183

Figure 103 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des 211 bassins versants. En ordonnée : performance des prévisions avec une mise à jour effectuée avec les corrections du voisin le plus proche (E1N); en abscisse : performance des prévisions avec une mise à jour effectuée avec les corrections du voisin le plus proche en terme de cumul de pluie antécédente (P1N). Chaque score est présenté par ligne, et le nombre de jours de cumuls de pluie est présenté en colonne 184

Figure 104 : Carte représentant la mise à jour la plus performante pour les 211 bassins versants pour le score CSI, entre la mise en jour avec les corrections du voisin le plus proche en cumul de pluie en 14 jours (P1N) du voisin géographique 185

Figure 105 : Diagramme de précision des bassins l'Eure à Louviers (5891 km²) et l'Armançon à Quincy-le-Vicomte (477 km²) pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N 186

Figure 106 : Diagramme de précision d'ensemble des bassins la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²), le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²), l'Eyre à Salles (1678 km²) et L'Yèvre à Savigny-en-Septaine (545 km²), pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N 186

Figure 107 : Diagramme de PIT pour le bassin l'Armançon à Quincy-le-Vicomte (477 km²) pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N 187

Figure 108 : Diagramme de PIT le bassin l'Eure à Louviers (5891 km²) pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N 187

Figure 109 : Diagramme de PIT du bassin la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²) pour différents cas où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N 188

Figure 110 : Diagramme de PIT du bassin le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²) pour différents cas : où le modèle est : a) non mis à jour XREF, b) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche E1N, c) mis à jour avec les corrections du bassin le plus proche en cumul de pluie de 3 jours P1N, d) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches E10N, e) mis à jour avec les corrections des 10 bassins les plus proches en cumul de pluie jours P10N Synthèse des résultats pour le transfert des corrections sous contrainte de pluies antécédentes 188

Figure 111 : Distribution des distances entre les bassins cibles et les bassins voisins géographiques (vert) et celles entre les bassins cibles et les bassins voisins en cumul de pluie (rouge) 190

Figure 112 : Comparaison des distances entre d'une part, les bassins cibles et les bassins les plus proches, et d'autre part entre les bassins cibles et les bassins amont 190

Figure 113 : NRMSE et CSI pour la référence jaugée où le modèle est : mis à jour (REF), non mis à jour (XREF) sur les 44 bassins ayant un bassin amont, mis à jour avec les corrections des bassins voisins (E1N...E20N), et avec les corrections du bassin amont (EA1N).	191
Figure 114 : Valeurs des gains avec une mise à jour à partir des corrections des bassins amont, pour les scores en NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS en fonction du rapport de distance	192
Figure 115 : Diagramme de précision des bassins la Seille à Metz (1274 km ²) (haut) et l'Arroux à Digoin (3171 km ²) (bas), pour les cas où le modèle est mis à jour b) avec les corrections du bassin le plus proche E1N et c) avec les corrections du bassin amont EA1N. a) La référence est le modèle non mise à jour XREF.	193
Figure 116 : Diagramme de fiabilité du bassin la Seille à Metz (1274 km ²), pour les cas où le modèle est mis à jour b) avec les corrections du bassin le plus proche E1N et c) avec les corrections du bassin amont EA1N. a) La référence est le modèle non mise à jour XREF.	194
Figure 117 : Diagramme de fiabilité du bassin l'Arroux à Digoin (3171 km ²), pour les cas où le modèle est mis à jour b) avec les corrections du bassin le plus proche E1N et c) avec les corrections du bassin amont EA1N. a) La référence est le modèle non mise à jour XREF.	194
Figure 118 : Exemples de variogrammes ajustés pour 2 bassins versants et 2 jours différents. 1 ^{er} variogramme : variogramme à structure gigogne composée d'une sphérique de portée égale 52 km, de pallier 1.2 et d'une pépité à l'origine de pallier de 0.11. 2 ^{ème} variogramme : variogramme à structure gigogne avec une composante sphérique de portée 13 km, de pallier 0.48 et une pépité à l'origine, de pallier 0.34	196
Figure 119 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS pour la référence jaugée avec (REF) et sans mis à jour (XREF), la mise à jour est réalisée avec les corrections du bassin le plus proche (E1N) et des 20 voisins les plus proches (E20N), avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches (ME20N) et avec la valeur de la correction krigée (K20N).....	198
Figure 120 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS pour la référence jaugée avec (REF) et sans mis à jour (XREF), la mise à jour est réalisée avec les corrections le bassin le plus proche (E1N), celles des 20 voisins les plus proches (E20N), celles du bassin amont (EA1N), avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches (ME20N) et avec la valeur de la correction krigée (K20N)	199
Figure 121 : Valeurs des NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS pour les prévisions mises à jour avec les corrections du bassin le plus proche (E1N) comparées à la mise à jour avec le krigeage (K20N).....	199
Figure 122 : Carte représentant l'approche la plus performante de mise à jour sur les 211 bassins versants d'étude : comparaison entre les prévisions mises à jour avec le plus proche voisin (E1N), les 20 voisins géographiques (E20N), la moyenne (ME20N) et le krigeage des corrections des 20 voisins géographiques.....	200
Figure 123 : Diagramme de précision d'ensemble du bassin l'Oust à Pleugriffet (930 km ²) pour les situations : non mise à jour XREF, mise à jour avec les corrections des 20 voisins les plus proches E20N, avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches ME20N, avec les corrections krigées des 20 voisins les plus proches K20N	201
Figure 124 : Diagramme de précision d'ensemble du bassin le Lot à Banassac (1158 km ²) pour les situations : non mise à jour XREF, mise à jour avec les corrections des 20 voisins les plus proches E20N, avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches ME20N, avec les corrections krigées des 20 voisins les plus proches K20N	201
Figure 125 : Diagramme de PIT du bassin l'Oust à Pleugriffet (930 km ²) pour les situations : non mise à jour XREF, mise à jour avec les corrections des 20 voisins les plus proches E20N, avec la moyenne des corrections des 20 voisins les plus proches ME20N, avec les corrections krigées des 20 voisins les plus proches K20N	201

- Figure 126 : Diagramme-hydrogramme représentant l'évènement du 04-05 décembre 2008 pour le bassin l'Armançon à Aisy-sur-Armançon (1249 km²) : modèle mis à jour avec les corrections du bassin amont (gauche), mise à jour avec la correction krigée (milieu) et non mis à jour (droite). Les dépassements du quantile 90 (ligne verticale rouge) sont indiqués dans les diagrammes 203
- Figure 127 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des prévisions de la référence jaugée et des tests en situation non jaugée : basée sur le voisinage géographique (les donneurs de paramètres et de mises à jour sont voisins, X1N...X20N), et faisant intervenir les caractéristiques physiques (S1N et M1N) et la mise à jour krigée 210
- Figure 128 : Carte des meilleures performances en NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des tests en situation non jaugée. Comparaison des tests basés sur le voisinage géographique (les donneurs de paramètres et de mises à jour sont voisins, X1N...X20N), et faisant intervenir les caractéristiques physiques (S1N et M1N) et la mise à jour krigée 211
- Figure 129 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des prévisions simulées avec les paramètres calculés à partir de la surface et mises à jour avec le krigeage (S1N) et les prévisions dont les paramètres et les mises à jour sont les voisins géographiques (X10N) 212
- Figure 130 : Carte représentant le regroupement des bassins selon la distance du bassin le plus proche, PV pour les bassins cibles dont le voisin le plus proche est à une distance < 40 km, et LV pour les bassins dont le voisin le plus proche est à une distance > 40 km 213
- Figure 131 : NRMSE, CSI, Brier 90 et RPS des prévisions en situation non jaugée pour les 2 groupes de bassins versants PV et LV modélisés avec les paramètres calculés à partir des caractéristiques physiques et mises à jour avec le krigeage (M1N et S1N) et les prévisions dont les donneurs de paramètres et des mises à jour sont les voisins géographiques (X1N...X20N) 214
- Figure 132 : Diagramme de PIT pour le bassin de l'Arroux à Rigny-sur-Arroux (2270 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N 216
- Figure 133 : Diagramme de PIT pour le bassin de la Sarthe à Neuville-sur-Sarthe (2700 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N 216
- Figure 134 : Diagramme de PIT pour le bassin le Doux à Colombier-le-Vieux (380 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N 217
- Figure 135 : Diagramme de PIT pour le bassin le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N 217
- Figure 136 : Diagramme de PIT pour le bassin la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²) pour la référence jaugée 1) REF et les tests : 2) paramètres et mises à jour à partir des informations des 10 voisins géographiques X10N ; 3) paramètre issu de la surface et mise à jour avec les corrections krigées S1N ; 4) paramètre multiplicatif et mise à jour avec les corrections krigées M1N 218
- Figure 137 : Diagramme de précision d'ensemble pour les bassins : l'Arroux à Rigny-sur-Arroux (2270 km²), Sarthe à Neuville-sur-Sarthe (2700 km²), le Doux à Colombier-le-Vieux (380 km²), le Tech à Argelès-sur-Mer (722 km²), la Dives au Mesnil-Mauger (616 km²). Les situations présentées sont : A) la référence jaugée REF, B)

paramètre et mise à jour du plus proche voisin X1N, C) paramètre et mise à jour des 10 voisins géographiques X10N, D) paramètre issu de la surface et mise à jour krigée S1N	218
Figure 138 : Schéma illustrant le principe de la prévision d'ensemble et les évolutions des états initiaux proches dans le temps.	16
Figure 139 : Illustration de la portée et du palier d'un variogramme expérimental.....	32
Figure 140 : Autres modèles de variogramme : linéaire, cardinal sinus, effet pépité	34
Tableau 1 : Tableau de synthèse bibliographique pour la recherche de régions homogènes.....	20
Tableau 2 : Tableau de synthèse bibliographique pour les approches de transfert	23
Tableau 3 : Caractéristiques des 211 bassins versants d'étude	43
Tableau 4 : Six bassins présentant des observations manquantes supérieurs à 20%.....	47
Tableau 5 : Tableau des valeurs médianes des C2M/P et paramètres du modèle GRP obtenues sur l'échantillon de 211 bassins versants pendant la période de calage 1958-2005.....	55
Tableau 6 : Tableau des valeurs médianes des C2M/P et paramètres du modèle GR4J obtenues sur un l'échantillon de 211 bassins versants pendant la période de calage 1958-2005.....	56
Tableau 7 : Représentation d'un tableau de contingence	71
Tableau 8 : Nombre de sous-périodes et symboles des différentes longueurs de vérification testées.	113
Tableau 9 : Définition des acronymes en référence jaugée et dans le cas présentement jaugé.....	119
Tableau 10 : Définition des acronymes dans le cas présentement jaugé et avec la considération des caractéristiques physiques des bassins versant.....	149
Tableau 11 : Jeu de paramètres unique du modèle GRP calés sur les 756 bassins et valeur du C2M/P	151
Tableau 12 : Valeurs globaux des C2M/P pour chaque descripteur sur les 10 catégories	151
Tableau 13 : Interprétation du classement des bassins par groupe pour les différents descripteurs étudiés ...	152
Tableau 14 : Tendance des évolutions des paramètres avec les catégories des descripteurs	153
Tableau 15 : Synthèse des performances des différents tests sur les paramètres.....	164
Tableau 16 : Définition des acronymes dans le cas anciennement jaugé	169
Tableau 17 : Définition des acronymes dans le cas non jaugé.....	209
Tableau 18 : Synthèse des résultats en fonction des différentes questions posées en prévision hydrologique dans les bassins non jaugés.....	226
Tableau 19 : Synthèse des modèles de variogrammes classiques et leurs équations	33

Annexe A - Synthèse bibliographique	1
Annexe B - Principe de la prévision d'ensemble	14
Annexe C - Modèle de prévision hydrologique GRP	17
Annexe D – Modèle de simulation hydrologique GR4J	21
Annexe E - Fiche diagnostic.....	25
Annexe F - Rappel de géostatistique.....	28
Annexe G - Articles.....	37
Annexe H - Valeurs des C2M/P et localisation géographique des 211 bassins versants	39

Annexes

Annexe A - Synthèse bibliographique

Référence	Contexte d'application	Critère géogr	Critère physio	Reg ²⁸	Trp	Geo	Description sommaire
Egbuniwe et Todd, 1976	- 2 grands BV au Niger et leurs sous-bassins <i>Simulation</i>	X			X		Les paramètres obtenus après calage sur chaque grand bassin jaugé sont transférés vers leurs sous-bassins respectifs dont le climat est jugé similaire. Les résultats en simulation sont jugés "encourageants".
Pilgrim, 1983	- Bassins aux Etats-Unis, en Grande Bretagne et en Australie		X		X		Plusieurs études sont décrites dans l'article. Elles fournissent des informations sur les problèmes liés au transfert de relations hydrologiques entre les petits et les grands bassins d'une part, et entre les régions d'autre part. Les études illustrent le fait que les processus dans les bassins versants varient considérablement d'une région à l'autre, et sur de petites distances dans une même région. Ces processus comprennent le type et les caractéristiques d'écoulement, les variations à petite échelle de l'infiltration et du ruissellement, les aspects spatiaux de la réponse non linéaire des crues, les relations annuelles d'écoulement et les pertes des canaux. Des exemples sont également donnés sur des problèmes rencontrés dans l'identification des relations de similarité résultant de l'interaction des paramètres du modèle avec la taille du bassin, et des erreurs aléatoires et systématiques dans les données hydrologiques. Les résultats indiquent la nécessité d'une meilleure connaissance des processus hydrologiques à l'échelle du bassin.
Reimers 1990	- 41 BV au Brésil. <i>Détermination du débit moyen annuel de crue</i>		X	X			L'article s'intéresse à la détermination de l'écoulement moyen annuel et du débit moyen journalier annuel de crue dans des bassins de surfaces comprises entre 137 et 50000 km ² . Une relation de régression multiple entre les paramètres du modèle hydrologique et 21 caractéristiques physiographiques, climatiques et d'occupation du sol est obtenue. Les résultats ont montré que les variables géologiques influent plus significativement sur les petits bassins, tandis que les autres variables influent sur les bassins plus grands.
Nathan et McNahon, 1990	- 184 BV en Australie <i>Prédétermination</i>		X				L'article décrit comment sont créés les groupes de bassins homogènes selon les similarités physiques de bassins : pédologie, géologie, physiographie, couvert végétal. La classification des bassins est faite entre autres par ACP et par analyse typologique. Une signature de chaque sous groupe de bassins similaires est mise en évidence. Les résultats montrent que les bassins homogènes ne sont pas toujours proches. Les tests réalisés montrent clairement la différence d'un bassin par rapport à un groupe donné. La faiblesse de la méthode est qu'elle est très sensible au choix préalable des descripteurs choisis.

²⁸ **Reg** : régression; **Trp** : transposition; **Geo** : géostatistique; **Critère géogr** : critère géographique ; **Critère physio** : critère physiographique. BV est utilisé pour bassin versant.

Vandewiele et Xu, 1991	60 BV en Belgique Simulation	X		X			Les paramètres du modèle hydrologique sont recherchés pour la région d'étude à partir des caractéristiques du bassin. Les bassins sont proches géographiquement et souvent adjacents. Des relations entre les paramètres du modèle conceptuel à trois paramètres et les caractéristiques lithologiques des bassins ont été établies et testés. Les résultats montrent que le modèle est capable de générer des débits mensuels sur des sites non jaugés et d'étendre les chroniques de débits sur des sites mesurés.
Vandewiele et Elias, 1995	75 BV en Belgique Simulation	X			X	X	Chaque bassin a été considéré comme non jaugé. Deux techniques ont été appliquées pour calculer les valeurs des paramètres d'un modèle hydrologique : le krigeage et l'utilisation directe des valeurs de paramètres des bassins voisins (se trouvant à moins de 30km). Le krigeage donne de bons résultats dans 72% des bassins, tandis que la seconde technique ne donne de bons résultats que dans 44% des bassins.
Vogel et al., 1999	1553 BV aux Etats-Unis Détermination du débit moyen annuel		X	X			L'article cherche à estimer les volumes d'écoulement annuels, nécessaires dans de nombreux types d'études hydrologiques. Les données de 1553 BV non aménagés à travers les États-Unis sont utilisées pour développer des équations de régression régionales qui relient les deux premiers moments (moyenne et variance) du débit annuel et les caractéristiques et le climat des bassins. Ces relations sont résumées pour les 18 plus grandes régions américaines. Les relations sont d'une précision remarquable, avec des valeurs R^2 ajusté allant de 90,2 à 99,8% et une moyenne de 96,2% à travers le continent. Les relations régionales montrent des améliorations par rapport à l'utilisation des cartes d'écoulement, car elles prennent en compte les variations du climat.
Fernandez et al., 2000	33 BV aux Etats-Unis Détermination du débit mensuel	X	X	X			Cet article présente et évalue une méthode de régionalisation de modèle qui réalise un calage simultané sur de nombreux sites d'une même région. Tous les modèles sont calés en parallèle sur toute une région avec pour double objectif de reproduire le comportement du débit mensuel et d'obtenir une bonne relation entre les paramètres du bilan hydrologique et les caractéristiques des bassins. Cette approche a été validée sur 33 bassins du sud-est des Etats-Unis en étudiant les simulations utilisant l'approche régionale de trois bassins qui n'avaient pas été utilisés pour l'établissement des équations régionales de régression. La méthode montre une relation parfaite entre les paramètres du modèle et les caractéristiques du bassin mais leur utilisation n'a pas cependant pas permis d'améliorer la création d'un modèle permettant d'évaluer les débits aux sites pour lesquels il n'existe pas de mesures physiques.
Haberlandt et al., 2001	25 BV en Allemagne Prédétermination		X	X		X	La méthode de régression et deux approches géostatistiques (krigeage ordinaire et krigeage avec dérive externe) sont appliquées en régionalisation, utilisant les attributs des BV et des données climatiques. L'indice des basses eaux recherché est fortement corrélé à la topographie, la pédologie, l'hydrogéologie et les caractéristiques des précipitations. Il est moins influencé par la couverture et l'occupation du sol. Après

							validation croisée, les méthodes de régression et de krigeage avec dérive externe (l'estimation de l'indice des basses eaux par régression, disponible sur toute la région est l'information supplémentaire utilisée pour la dérive externe) donnent de bonnes performances.
Grover <i>et al.</i> , 2002	95 BV au Canada. Prédétermination	X	X	X		X	L'article décrit plusieurs méthodes d'estimation des indices de crue régionales pour les BV non jaugés par différents modèles statistiques. 3 techniques d'estimation des paramètres (régression linéaire et non-linéaire, régression non paramétrées) et 3 types de régionalisation (proximité géographiques, région d'influence, géostatistiques) sont testés. Les résultats montrent que la méthode d'estimation non linéaire des paramètres associée à une cartographie des résidus par géostatistique donne les meilleurs résultats.
Droge <i>et al.</i> , 2002	Sous-BV de l'Alzette ²⁹ Simulation		X	X			Un modèle hydrologique est calé sur les sous-bassins de l'Alzette et un jeu de paramètres régional est obtenu grâce à des corrélations significatives avec les caractéristiques des bassins. Les auteurs ont mis en évidence l'influence de la perméabilité des formations géologiques et l'occupation du sol sur les valeurs des paramètres régionaux.
Kokonnen <i>et al.</i> , 2003	13 BV aux Etats-Unis Simulation		X	X	X		Les résultats montrent de bonnes performances de la méthode de régression, utilisée pour lier les paramètres d'un modèle pluie-débit à des descripteurs des bassins versants (surface et périmètre du bassin, climat, topographie, densité de drainage, etc.). Cependant, les auteurs notent que quand un bassin ressemble à un autre, il est préférable d'adopter l'ensemble des paramètres calés (à partir d'un bassin versant jaugé) au lieu de trouver des relations entre les descripteurs des BV et les paramètres.
Merz <i>et al.</i> , 2004	300 BV en Autriche Simulation	X	X		X		Cet article résume les méthodes les plus importantes et récentes de la littérature en mettant l'accent sur la performance relative des méthodes de régionalisation. L'étude montre que l'analyse des méthodes de régionalisation ne peut être pertinente que si un grand nombre de BV est traité simultanément. Les résultats ont montré que la régionalisation basée sur la proximité géographique, avec la transposition d'un jeu entier de paramètres, donne de meilleures performances sur les bassins non jaugés car la performance est fortement influencée par les conditions locales. Il est également remarqué que choisir les voisins les plus proches améliore significativement les performances.
Merz et Blöschl, 2005	575 BV en Autriche Prédétermination	X	X		X		Les méthodes basées sur la proximité spatiale et les caractéristiques des bassins versants sont comparées. La première donne des meilleurs résultats. Une méthode combinant les deux approches est également présentée et donne des résultats intermédiaires.

²⁹ Luxembourg-France-Belgique

Parajka et al., 2005	320 BV en Autriche Simulation	X	X	X	X	X	Plusieurs méthodes sont testées en simulation des débits et du couvert neigeux : - le krigeage où les paramètres du modèle sont régionalisés (basée sur la corrélation spatiale des valeurs des paramètres) ; - la transposition directe des paramètres ; - la régression locale avec les caractéristiques des BV (en traitant chaque BV indépendamment) ; - la régression globale (sur les bassins inclus dans un rayon de 50 km) ; - la géorégression : interpolation des résidus des régressions par le krigeage ordinaire. Les résultats indiquent que 2 méthodes de régionalisation ont les meilleures performances. Le premier est le krigeage et le second est la transposition complète des jeux de paramètres à partir du bassin le plus similaire à la cible (selon les critères suivants : altitude moyenne, densité de drainage, indice de lac, proportion en surface des aquifères, etc.).
McIntyre et al., 2005	127 BV au Royaume-Uni Simulation		X	X	X		Chaque bassin est associé à 10 bassins jaugés, jugés les plus similaires (classification basée sur l'indice de débit de base, la superficie des bassins, la pluie moyenne annuelle, l'altitude moyen du bassin, entre autres). L'ensemble des paramètres du modèle pluie-débit des voisins est ensuite exploité pour le bassin cible. La méthode permet de prendre en compte les incertitudes dans les bassins non jaugés, même si la simulation des pics de crue reste encore peu robuste. Des options de développements sont discutées dans l'article. L'utilisation des paramètres des 10 bassins similaires et la régression est comparée pour le transfert l'estimation régionale. Un ensemble de paramètres est obtenu à partir des bassins homogènes. L'utilisation de l'ensemble des jeux de paramètres donne une indication de l'incertitude de modélisation dans les bassins non jaugés, même si l'estimation n'est pas assez robuste, et fréquemment les pics sont ratés. L'utilisation des paramètres des voisins donne de meilleurs résultats en particulier pour les faibles débits.
Skøien et al., 2006	2 BV en Autriche Prédétermination	X				X	La méthode de krigeage topologique ("Top-kriging") est utilisée pour estimer la crue de période de retour de 100 ans. Elle prend en compte le bassin et son voisinage. La méthode est une adaptation de la méthode BLUE ("best linear unbiased estimator") au réseau de rivières, et donne de meilleurs résultats comparés au krigeage ordinaire.
Young, 2006	260 BV au Royaume-Uni Simulation	X	X	X			Deux approches de régionalisation sont développées et évaluées. Une première basée sur l'utilisation des caractéristiques des bassins pour bâtir un modèle de régression et la seconde basée sur le bassin le plus proche. L'étude montre que la régression donne de meilleurs résultats. Des recommandations sont énoncées pour plus de recherches concernant l'utilisation du plus proche voisin.

Kay et al., 2006	119 BV en Grande Bretagne Prédétermination		X	X	X		Un ensemble de 24 propriétés a été calculée pour chaque bassin, couvrant les aspects liés à la topographie, le sol et la géologie, les lacs et réservoirs, la couverture du sol, les précipitations et les réseaux de drainage. Les résultats sur le regroupement des bassins similaires donnent de mauvaises performances, surtout pour les débits faibles. Pour l'estimation des fréquences des crues, une simulation continue sur deux modèles hydrologiques conceptuels PDM et TATE est réalisée. 3 méthodes sont utilisées : deux méthodes basées sur la régression séquentielle et pondérée entre les propriétés des BV et les valeurs des paramètres (la pondération est estimée en fonction des incertitudes pendant le calage). La troisième est basée sur l'estimation des paramètres (BV non jaugés) à partir des valeurs des paramètres calés dans un groupe de bassins similaires et géographiquement proches. Les paramètres du site cible sont les moyennes pondérées des paramètres des bassins homogènes. Les poids sont définis à partir de la combinaison des considérations de similarités et de distance géographique. Pour le modèle TATE, la régression pondérée donne les meilleurs résultats et la méthode basée sur les similarités physiques les moins bonnes performances. Pour le modèle PDM, la méthode basée sur les bassins homogènes est la meilleure, mais la différence avec la régression est faible. Cette étude a montré qu'il n'est pas aisé de généraliser sur les méthodes, cela dépend entre autres des modèles utilisés.
Bardossy, 2007	100 stations sur le Rhin pour 13 sous-BV non jaugés Simulation		X		X		5 paramètres obtenus des BV jaugés décrivant l'écoulement (sur 2 réservoirs) sont sélectionnés pour le transfert d'un bassin donneur à un bassin cible non jaugé (les autres paramètres du modèle, relatifs à la formation de l'écoulement d'une manière spatialisée, sont estimés par rapport à l'occupation du sol et à la topographie, Bardossy et Hundecha, 2004). Pour chacun des 5 paramètres sélectionnés, une gamme de variation est définie et une distribution uniforme est fixée. Plusieurs vecteurs de paramètres sont alors générés dans le modèle hydrologique. La performance du modèle est évaluée pour chaque échantillon de paramètres. Le transfert donne de bons résultats pour des bassins dont les caractéristiques sont proches.
Sauquet, 2006, 2008	France	X	X			X	L'étude a pour objectif de produire une carte des débits moyens et de calculer les débits le long des rivières. L'approche appliquée est basée sur l'interpolation géostatistique couplée à des relations empiriques. Les performances sont comparées à deux autres méthodes géostatistiques (krigeage ordinaire et krigeage avec résidus). Les résultats montrent que les approches classiques d'interpolation peuvent être améliorées par l'introduction des propriétés hydrologiques dans les variables cartographiées. L'approche permet de visualiser les évolutions des valeurs des paramètres le long d'un cours d'eau ou de visualiser une carte de variation des paramètres sur le BV ou dans la région.

Yadav <i>et al.</i> , 2007	30 BV au Royaume-Uni <i>Simulation</i>		X	X			L'article introduit une méthode pour mettre en évidence des relations de régression empiriques entre la structure des bassins versants, le climat et les réponses hydrologiques. Au lieu d'estimer directement les paramètres des modèles, des indices de débits sont mise en évidence à partir des réponses hydrologiques. Les différentes étapes de l'étude sont : - l'extraction des indices à partir des observations de débits historiques pour plusieurs bassins dont les données sont disponibles. Ces indices incluent des caractéristiques des écoulements telles que le temps de base de l'hydrogramme unitaire, le ratio d'écoulement, le débit moyen, etc. - la régionalisation des indices à partir de régressions linéaires multiples entre la valeur de ces indices et les caractéristiques physiques et climatiques des bassins - dans les bassins non jaugés, tourner un modèle hydrologique où les paramètres sont échantillonnés selon une distribution uniforme. Les valeurs minimales et maximales des paramètres doivent être définies selon les différentes valeurs possibles dans la région. - le calcul des indices choisis pour chaque simulation obtenue à partir des paramètres échantillonnés. - les limites des équations de régression constituent la gamme des indices pour un bassin. - la comparaison de l'éventail des résultats avec la simulation locale. Les jeux de paramètres produisant les indices qui tombent dans la fourchette des limites sont retenus, les autres sont rejetés - l'utilisation des jeux de paramètres pour créer un ensemble de simulations sur le bassin non jaugé. Cette méthode donne des résultats fiables sur les sites étudiés.
Zvolenský <i>et al.</i> , 2008	23 sous-bassins de Hron en Slovaquie <i>Simulation</i>	X	X		X		Dans cet article décrit une comparaison des méthodes d'estimation des paramètres du modèle pluie-débit dans les bassins non jaugés selon la localisation géographique est présentée. Le bassin pilote est celui de la rivière Hron possédant des mesures de débits, de précipitations et de température, disponibles pour le calage et permettent d'obtenir les paramètres du modèle. Le modèle hydrologique est calé en utilisant un pas de temps journalier sur 23 sous-bassins. Le voisin le plus proche, le "Lumped Basin" (transposition du jeu entier de paramètres vers le bassin cible) et la méthode du meilleur indice de similarité (Best Similarity Index method) ont été utilisés pour transférer les paramètres vers les sous bassins non jaugés. Pour la comparaison des performances le critère d'optimisation Nash-Sutcliffe est retenu. Les résultats montrent que la meilleure méthode est celle basée sur les similarités des bassins. Elle peut encore être améliorée en la combinant avec la géostatistique (krigeage et interpolation par l'inverse de la distance)

Merz et al., 2008	Autriche Prédétermination	X				X	L'article présente les résultats obtenus sur les crues de période de retour 30, 100 et 200 ans et sur 26 000 km de rivières en Autriche. La méthode utilisée est le Top-Kriging avec des ajustements manuels des caractéristiques des crues locales. L'approche donne de bons résultats pour les différentes périodes de retour.
Norbiato et al., 2008	11 BV en Italie	X					L'étude porte sur les alertes aux crues éclairées par l'utilisation d'un modèle semi-distribué et d'une détermination d'une hauteur de pluie uniforme sur le bassin pouvant générer une crue. Les paramètres du modèle hydrologique de prévision et les conditions d'humidité du sol sont transférés d'un bassin vers les bassins intérieurs non jaugés : le jeu de paramètres obtenus par le calage et l'humidité du sol du bassin parent est transposé entièrement au bassin intérieur. Le modèle utilise en entrée les données du grand bassin. L'étude cherche à mesurer (i) l'efficacité de la méthode quand les paramètres de simulation non calés doivent être transposés des bassins jaugés aux non jaugés, (ii) la sensibilité des résultats d'estimation des humidités des sols. Les résultats ont montré que les performances en simulation sur les points intérieurs sont dégradées quand les paramètres sont transposés vers les bassins intérieurs. Les performances deviennent encore moins bonnes quand les humidités du sol et les paramètres sont transférés ensemble.
Oudin et al., 2008	913 BV en France Simulation	X	X	X	X		Les résultats ont montré que la régionalisation basée sur la proximité géographique des bassins donnait les meilleures performances, comparativement à la régression entre les paramètres et les descripteurs des bassins versants. La régionalisation basée sur les similarités physiques (ici, les paramètres des bassins considérés similaires sont transposés vers la cible) donne des résultats intermédiaires. En conclusion, les auteurs indiquent qu'il est envisageable de combiner les deux approches : proximité géographique et similarité physique.
Kjeldsen et Jones 2009	602 BV au Royaume-Uni Prédétermination			X			La méthode GLS (Generalized Least Squares ou généralisation des moindres carrés) est présentée dans l'article pour définir les paramètres d'un modèle de régression. Il est ensuite appliqué pour établir le lien entre une variable hydrologique particulière et un ensemble de descripteurs de bassin. Les résidus de régression sont considérés comme la somme des erreurs d'échantillonnage dans la variable hydrologique et des erreurs du modèle de régression. L'article montre que l'utilisation récursive du GLS permet d'identifier et d'estimer les erreurs de corrélation.
Castiglioni et al., 2009	51 BV en Italie	X				X	Les analyses proposées utilisent plusieurs méthodes d'interpolation (Polygones de Thiessen, inverse distance weighting, ordinary kriging, universal kriging) pour interpoler les indices de basses eaux dans l'espace physiographique. Les méthodes basées sur la géostatistique donnent les meilleurs résultats (surtout le krigeage ordinaire).

Viviroli et al., 2009	140 BV en Suisse	X	X	X	X	X	Il est comparé ici, pour estimer les hydrogrammes des bassins étudiés : (i) la transposition des paramètres du BV le plus proche, (ii) le krigeage, (iii) la régression (entre les paramètres et les attributs des BV). Les meilleurs résultats sont obtenus en combinant les 3 méthodes.
Zhang et Chiew, 2009	210 BV en Australie Simulation	X	X		X		L'article évalue 3 méthodes pour sélectionner les bassins donneurs de jeux entiers de paramètres : le bassin le plus proche, la similarité physique et la combinaison des deux méthodes. Pour la similarité physique, le donneur est le bassin dont les caractéristiques physiques sont les plus similaires à la cible. Le bassin le plus proche constitue le donneur pour l'hypothèse de proximité géographique. La méthode intégrée combine ces 2 approches. Les résultats sont comparés avec l'utilisation au hasard d'un donneur. L'étude compare aussi l'utilisation d'un seul donneur et de la moyenne de plusieurs bassins. Les résultats montrent peu de différence pour les 3 approches de choix de donneurs (le choix au hasard donne de mauvais résultats), cependant pour les bassins les moins bons calés (performance en calage mauvais), la meilleure méthode est l'approche intégrée, ensuite vient la proximité spatiale. La plus mauvaise est l'utilisation des similarités physiques uniquement. Les auteurs ont mis en évidence que l'utilisation des moyennes de plusieurs donneurs est meilleur que l'utilisation d'un seul jeu de paramètre.
Post, 2009	BV de Burdekin en Australie		X	X	X		L'article décrit une méthodologie d'estimation de l'écoulement journalier en tout point du bassin du Burdekin dans les régions tropicales sèches de l'Australie. Les données nécessaires sont les précipitations quotidiennes (en entrée du modèle pluie-débit), la moyenne des précipitations de la saison humide, la longueur des cours d'eau, le pourcentage des terres cultivées et de forêt sur le bassin (pour régionaliser les paramètres du modèle hydrologique). Le modèle est un modèle conceptuel simple IHACRES. Sur ses 5 paramètres, 3 sont considérés constants pour refléter les conditions régionales, les 2 restants sont reliés aux caractéristiques physio-climatiques du bassin considéré. 3 autres relations ont été nécessaires pour définir les 3 grandes régions du bassin (upper Burdekin, Bowen, lower Burdekin). Pour la plupart des 24 bassins jaugés dans le Burdekin les modèles pluie-débit régionalisés étaient presque aussi bons ou meilleurs que les modèles pluie-débit calé avec les débits observés. En outre, les modèles sont plus performants durant la période de simulation par rapport à celle de calage. Cela indique que les améliorations futures en matière de régionalisation devraient se concentrer sur l'amélioration de la qualité des données d'entrée et de la conceptualisation du modèle pluie-débit plutôt que sur la procédure de régionalisation.

Reichl <i>et al.</i> , 2009	184 BV en Australie <i>Simulation</i>		X	X			La méthode consiste à trouver une fonction d'optimisation des similarités hydrologiques des différents donneurs (donner plus ou moins de poids en fonction de critères de similitude). 95 bassins versants ont servi à l'optimisation et les 89 bassins versants restants ont été utilisés en validation. En utilisant le jeu de poids optimal obtenu sur les attributs des donneurs, il est constaté que les performances des simulations sont améliorées. La méthode, bien qu'inférieure au calage local, est supérieure aux autres méthodes de régionalisation basées sur la régression, la proximité spatiale et l'échantillonnage aléatoire des paramètres.
Nezhad <i>et al.</i> , 2010	151 BV au Canada	X		X		X	La méthode de résidus de krigeage est utilisée ici pour déterminer les fréquences de crues régionales. La valeur finale spécifique à un quantile de crue sur un site non jaugé est la somme d'une régression spatiale et des résidus de krigeage. Après une validation croisée, la méthode adoptée ici donne de meilleurs résultats par rapport à la régression ou au krigeage initiale.
Oudin <i>et al.</i> , 2010	893 BV en France et 10 BV au Royaume-Uni <i>Simulation</i>		X	X			L'étude cherche à vérifier si les bassins jugés physiographiquement similaires (selon les critères : indice de pente, indice d'aridité, indice de drainage, couverture de forêt; ensuite l'altitude moyenne, etc.) se comportent similairement dans leurs réponses hydrologiques. Les résultats ont montré que l'hypothèse est vérifiée sur 60% des bassins versants testés. Dans les autres, 2 explications sont avancées pour justifier les résultats : (i) les bassins versants ont souvent des comportements hydrologiques très spécifiques, (ii) le rôle du souterrain sur le comportement du bassin versant n'a pas été pris en compte par les descripteurs utilisés, impliquant qu'il faut utiliser plus de critères géologiques pour mieux décrire les phénomènes.
Masih <i>et al.</i> , 2010	11 BV en Iran <i>Simulation</i>	X	X		X		3 méthodes de regroupement des régions homogènes sont présentées : selon les critères de proximité géographique, les caractéristiques des bassins similaires et la courbe des débits classées de même type (QdF, courbe débit-durée-fréquence). C'est cette dernière méthode qui donne les meilleures performances en simulation de débits journaliers pour les BV peu jaugés.
Samaniego <i>et al.</i> , 2010	38 BV en Allemagne <i>Simulation</i>		X				Pour chaque bassin, des descripteurs et des indices de climat sont quantifiés (altitude moyenne, facteur de forme, moyenne mensuelle des températures, etc.). Le voisinage est basé sur les mesures de similitudes entre les descripteurs des BV. Une métrique est définie dans un espace de différents descripteurs.
Prinzio <i>et al.</i> , 2011	300 BV en Italie <i>Prédétermination</i>		X				L'article décrit plusieurs tests de classification des bassins versants pour estimer au mieux les débits moyens et maximaux annuels, les crues de différentes périodes de retour par validation croisée. La classification est basée sur le Self Organising Map ou SOM (réseaux de neurones) qui organisent les données d'entrée grâce à des

							techniques non-linéaire en fonction de la similarité intrinsèque des données elles-mêmes. Une classification de référence et quatre classifications alternatives sont testées en entrée du SOM. La référence est basée sur des indices du régime hydrologique, et les quatre autres sur les descripteurs physiographiques (analyse en composantes principales ACP, analyse de corrélation canonique ACC, etc.). Les résultats de l'étude montrent que l'ACC peut améliorer considérablement l'efficacité des classifications SOM pour le problème de PUB.
Bulygina et al., 2011	2 BV au Royaume-Uni <i>Simulation</i>		X				Une méthode de calage est présentée, des informations provenant de multiples indices régionalisés sont utilisées sous une approche bayésienne formelle. Les indices sont l'indice de basses eaux issues de la classification HOST (Hydrology of Soil Type) et le type de la courbe de débits classés. Elles permettent de contraindre deux des cinq paramètres libres d'un modèle distribué, indiquant que d'autres sources d'informations doivent être recherchées. La procédure réduit l'incertitude dans la prévision des écoulements et donne des prédictions proches de celles des modèles calibrés. Dans le cas décrit dans l'article, l'introduction du type de la courbe a un faible effet sur la performance du modèle et de l'incertitude, mais permet une distinction entre les effets du type de sol et celles de la gestion des terres. Les principales hypothèses testées sont l'applicabilité du système de classification des courbes de débits classées, la cartographie des types de sol et la fonction de vraisemblance utilisée pour le conditionnement de Bayes.
Exbrayat et al., 2011	1 BV en Suède <i>Simulation</i>		X		X		L'étude cherche à tester la transposition des paramètres et la méthode de data-fusion sur 5 différents modèles hydrologiques. Après calage, une validation croisée est appliquée entre deux bassins similaires pour simuler sur le BV pseudo-non-jaugé. La combinaison de plusieurs modèles obtient de meilleure performance par rapport au modèle unique. Aucune conclusion n'a pu être tirée sur la fusion des données.
Castiglioni et al., 2011	<i>Italie Centrale</i>		X			X	Cette étude compare deux techniques d'interpolation pour la prédiction des étiages dans les bassins non jaugés, sur une vaste région géographique de l'Italie centrale englobant 51 BV jaugés. Le Physiographical-Space Based Interpolation (PSBI) effectue l'interpolation spatiale de l'indice du débit souhaité dans l'espace des descripteurs du bassin versant ; le Top-Kriging est appliqué pour la régionalisation du Q_{355} (un indice de faible débit qui indique en moyenne le débit qui est égalé ou dépassé 355 jours dans une année). Une procédure de validation croisée est appliquée pour produire une estimation continue du Q_{355} le long du réseau hydrographique, extrait d'un modèle numérique de terrain à 90m. Les résultats montrent que les deux méthodes se complètent. Le Top-Kriging surpasse le PSBI pour les larges rivières et le PSBI est meilleur pour les bassins situés en amont.

Patil et al., 2011	25 BV jaugés aux Etats-Unis situés sur 4 grands rivières	X					L'article cherche à savoir si la similarité des BV située sur le même cours d'eau entre autres est conservée pour toutes les conditions d'écoulement. Il analyse les courbes de débits classés pour les 25 bassins jaugés situés le long de 4 grandes rivières dans le nord des Etats-Unis. Un coefficient de variation des débits est défini comme mesure de variation. Les résultats montrent que la similarité des bassins est dynamique et dépend fortement des conditions d'écoulement. Spécifiquement, pour chacun des quatre BV, les variations sont importantes durant les basses eaux et diminuent progressivement pour les plus hauts débits. Durant les saisons humides (hiver et printemps), les similarités sont importantes par rapport aux saisons sèches (été et automne). Ces différences sont expliquées par la prédominance de l'évapotranspiration durant les saisons chaudes et celle des précipitations durant les saisons humides. L'idée introduite dans cette étude est la modification des similarités entre BV selon les différentes saisons.
Ley et al., 2011	53 BV en Allemagne		X				L'article décrit un classement des BV homogènes selon leur réponse hydrologique par cluster analyse utilisant le Self-Organizing Maps (SOM). Cette classification pourrait être améliorée en utilisant une correction topologique.
Sauquet et Catalogne, 2011	1080 BV en France		X	X			L'étude réalisée cherche à estimer les courbes de débit classées (flow duration curve FDC) sur des BV non jaugés et à quantifier les incertitudes associées. Il examine la pertinence des groupements des bassins pour les estimations des centiles de débit par les modèles de régression. Différents hypothèses de régionalisation sont testées en fonction des réponses hydrologiques et des caractéristiques climatiques et topographiques. Ces variables considérés comme des critères d'homogénéité permettent alors de grouper les BV, (i) selon une classification française Hydro-Eco-Regions (HERs), (ii) en appliquant une régression du type tree clustering et (iii) en utilisant des analyses de corrélation canonique. Les résultats sur les estimations des centiles montrent qu'il est avantageux de définir des régions homogènes avant de développer des modèles de régression, surtout quand le classement des BV prend en compte des informations hydrogéologiques.
Sarhadi et Modarres, 2011	1 BV en Iran Prédétermination		X				L'étude compare plusieurs types de définition de régions homogènes pour estimer au mieux les quantiles de crue dans des zones arides ou semi-arides. 3 méthodes basées sur la saisonnalité des données sont comparées à des approches plus classiques, fondée sur les similarités hydrogéomorphiques et une méthode qui utilise toutes les informations de la zone entière (sans une subdivision en sous-régions). Parmi les méthodes basées sur la saisonnalité, le POT (peak over threshold), qui comptabilise tous les événements de crue pendant l'année, est le plus performant. Utilisé ensuite pendant des saisons spécifiques, les performances s'améliorent et apportent de meilleures estimations des quantiles de crue sur les sites non jaugés.

Carrillo et al., 2011	12 BV aux Etats-Unis		X		X		L'étude propose une méthode de classification des BV selon les caractéristiques physiographiques. Un modèle prenant en compte les processus hydrologiques amont et une classification des bassins versants aval est utilisé. Il utilise les données topographiques, géomorphologiques, du sol et de la végétation à l'échelle du bassin versant. Les paramètres sont définis à partir des données de précipitation, de température et de débits quand ils sont disponibles. Une démarche pas-à-pas est appliquée en analysant les réponses hydrologiques et en assignant les valeurs des paramètres pour chaque composant du modèle. Les résultats montrent que le modèle ainsi développé permet de reproduire les signatures hydrologiques choisies (coefficient d'écoulement, indice des basses eaux...) à des différentes échelles temporelles. Les analyses ont également montré des covariances du climat, de la végétation et du sol en fonction du gradient du climat.
He et al., 2011							L'article présente une revue des méthodes utilisées actuellement pour améliorer les estimations des paramètres des modèles pluie-débits en vue d'une simulation continue des débits dans les bassins non jaugés. Les différentes méthodes sont classées selon deux critères : (i) les méthodes basées sur les mesures de distance (géographique et hydrologique), (ii) la régression (régression en deux étapes, régression séquentielle et régression simultanée).
Tsakiris et al., 2011			X				L'étude décrit la classification des bassins selon les différentes caractéristiques physiographiques en vue d'une meilleure gestion des basses eaux. L'approche testée ici est la méthode de corrélation canonique.
Wan Jaafar et al., 2011	20 BV en Angleterre		X				Cet article explore une méthode de sélection de la meilleure combinaison de variables d'entrée sur la base du test Gamma et de la validation croisée, pour estimer le débit maximal annuel médian (considéré comme un indice de crue). Le test Gamma est capable de calculer la variance des sorties sur la base des données d'entrée sans la nécessité de sélectionner un type de structure de modèle. Néanmoins, des modèles de régionalisation peuvent être développés car il n'est pas nécessaire de définir une structure de modèle a priori. Il a été constaté que le test Gamma est en mesure de réduire les options de recherche pour la validation croisée; et que la meilleure formule de cette approche surpasse les méthodes conventionnelles basées sur la validation croisée.
Bao et al., 2012	55 BV en Chine Simulation	X	X	X			Dans cette étude, les méthodes de régression, les approches basées sur la similitude et la proximité géographiques sont comparées pour la simulation de 55 bassins en Chine. Une régression multiple est utilisée pour relier les paramètres calés et les caractéristiques physiques des bassins versants. L'approche basée sur la similitude considère les poids des cinq donneurs, selon une combinaison de similarité physique et

							une proximité spatiale. La comparaison des approches de régionalisation indique que l'approche basée sur similitude était plus précise que la régression, à la fois pour les régions humides et les régions arides. Dans les régions plus sèches, l'approche basée sur la similitude est encore plus performante.
--	--	--	--	--	--	--	---

Annexe B - Principe de la prévision d'ensemble

La capacité des modèles météorologiques à prévoir des précipitations intenses reste faible et les incertitudes sont importantes, malgré l'augmentation des moyens informatiques de calcul et les données satellitaires depuis ces dernières décennies. De plus, la fiabilité des prévisions de pluies diminue à mesure que l'échéance de prévision augmente. La limite de prévisibilité³⁰ d'un modèle varie selon le type du modèle et le phénomène météorologique à prévoir. Actuellement, de manière générale, elle est inférieure à 3 jours pour une prévision fiable. Pour pouvoir aller au-delà de cette limite, les services météorologiques font appel aux systèmes de prévision d'ensemble.

Les incertitudes des prévisions météorologiques ont plusieurs sources (Bontron, 2004):

- (i) d'abord l'incapacité de mesurer de phénomènes complexes à cause de la nature intrinsèque de l'atmosphère : caractère chaotique de l'atmosphère, processus divers et problèmes d'échelles temporelles et spatiales des phénomènes ;
- (ii) ensuite l'hétérogénéité des conditions terrestres, notamment les conditions topographiques, le contour des bassins versants...empêchant la représentation de la surface terrestre en mailles (problème de résolution des phénomènes) et l'homogénéisation des paramètres de surface;
- (iii) enfin, les approximations pendant la modélisation numérique des modèles météorologiques. En effet et par essence même, les modèles de prévisions météorologiques ne donnent qu'une représentation simplifiée et ne résume que nos propres connaissances de l'atmosphère.

De toutes ces sources d'incertitude, la plus importante est "l'erreur d'analyse" de l'état initial de l'atmosphère (Rousset Regimbeau, 2007), dont les mesures ne peuvent se faire qu'en quelques endroits et dans certains cas, les mesures satellitaires sont parfois empêchées par la présence de nuage. La connaissance des processus atmosphériques apparaît ainsi comme un point crucial, du fait de leur caractère chaotique: ce type de système est extrêmement sensible à ses conditions initiales (Lorenz, 1963). Clairement deux états initiaux très proches peuvent aboutir à des prévisions très différentes³¹.

"Since the atmosphere is always incompletely observed, it will never be possible to start the mathematical model in exactly the same state as the real system. So even if a model could be perfect, it will still be impossible to calculate what the atmosphere will do indefinitely far into the future".

"Since forecasts of future atmospheric behaviour will always be uncertain, probabilistic methods will always be needed to describe adequately that behaviour." (Wilks, 2011)

³⁰ La prévisibilité est un délai, le plus souvent exprimé en jours, au-delà duquel on estime qu'un modèle sera trop éloigné de la réalité pour être fiable.

(Source: <http://comprendre.meteofrance.com>)

³¹ Météo-France décrit ce phénomène en évoquant l'"effet papillon", illustré par un modèle à trois variables, qui consiste en la divergence rapide de deux trajectoires initialement très proches (Un simple battement d'ailes d'un papillon peut déclencher une tornade à l'autre bout du monde. De toutes petites bêtes peuvent créer des catastrophes énormes comme par exemple tornade, ouragan, tsunami et enfin tremblement de terre).

La prévision d'ensemble gagne alors à être considérée. En effet les prévisions d'ensemble sont conçues pour capturer la probabilité des événements météorologiques et la zone d'incertitude inhérente à chaque situation prévue. Elle consiste à réaliser plusieurs états initiaux, obtenus chacun en imposant aux données observées de petites variations, plus petites que les erreurs normales de mesure ou d'interpolation.

Son opposé, l'approche déterministe suppose implicitement que les conditions initiales seraient parfaitement mesurées, que le modèle lui-même serait parfait, et enfin que la prévision qui découlerait, simulerait parfaitement l'évolution future de l'atmosphère. Dans cette approche, on tend à sous-estimer les incertitudes de prévision et aucune information sur le risque de se tromper n'est quantifiable.

De plus, la fiabilité des prévisions de pluies diminue à mesure que l'échéance de prévision augmente. La limite de prévisibilité³² de l'état de l'atmosphère est encore faible et elle varie selon le type du modèle et le phénomène météorologique à prévoir. Actuellement, de manière générale, elle est inférieure à 3 jours pour une prévision fiable. Pour pouvoir aller au-delà de cette limite et tenir en compte les différentes sources d'incertitude, les services météorologiques font également appel aux systèmes de prévision d'ensemble.

Chaque état initial aboutit donc, dans un système de prévision d'ensemble, à une prévision appelé "*membre*" ou "*run*" qui correspond à une évolution de l'état futur de l'atmosphère. A partir de chacun de ces états initiaux et pour une échéance donnée, on obtient autant d'états futurs que l'on a réalisés de variantes de l'état initial. Les états finaux ainsi obtenus peuvent être particulièrement divergents.

Les prévisions capturent alors la probabilité des événements météorologiques et la zone d'incertitude relative à chaque situation prévue pour des échéances allant jusqu'à 10-15 jours (prévisibilité supérieure à la prévision traditionnelle). Plusieurs valeurs de prévisions sont obtenues avec des scénarios considérés équiprobables de l'évolution de l'atmosphère : chaque membre a une probabilité de " $1/\text{nombre total de scénarios}$ " de se produire. Pour mieux comprendre ces prévisions, on peut prendre l'exemple de 5 scénarios sur 10 dépassant un certain seuil d'alerte : *a priori*, cela représenterait donc 50% de chance de dépasser ce seuil. On obtient ainsi une distribution des prévisions qui permet d'estimer la probabilité d'occurrence d'un événement, selon que cet événement a été prévu par un nombre plus ou moins important de membres. Cette distribution contribue également à quantifier la prédictibilité de l'atmosphère et de présenter une marge d'erreur statistique sur la prévision. Le défi d'un tel système est de faire en sorte que les perturbations qu'on y crée constituent un signal représentatif de l'incertitude réelle des processus atmosphériques.

Le schéma de la Figure 138 illustre le principe de la prévision d'ensemble. La figure de gauche montre des situations initiales très proches : le point rouge représente la réalité; le point vert est l'analyse opérationnelle (l'état initial qui part de la meilleure analyse de l'état de l'atmosphère); les points noirs sont les différentes perturbations très proches. La figure

³² La prévisibilité est un délai, le plus souvent exprimé en jours, au-delà duquel on estime qu'un modèle sera trop éloigné de la réalité pour être fiable. (Source: <http://comprendre.meteofrance.com>)

de droite montre alors les évolutions des états initiaux dans des directions divergentes et éloignées.

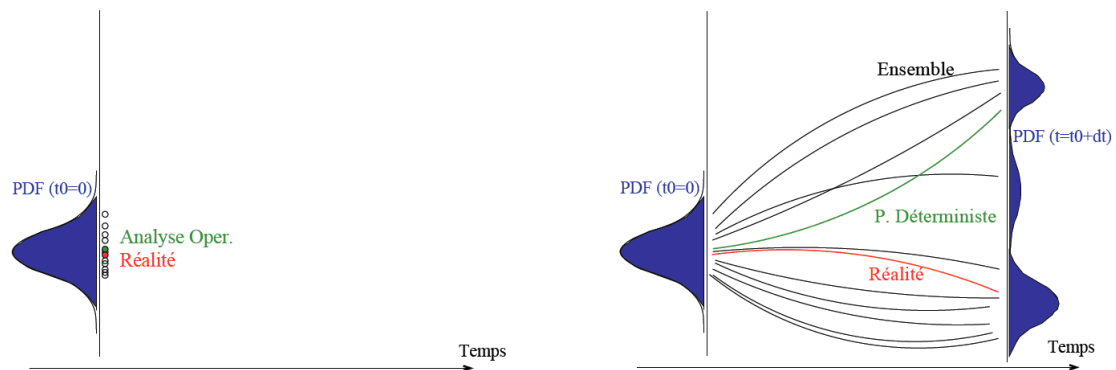


Figure 138 : Schéma illustrant le principe de la prévision d'ensemble et les évolutions des états initiaux proches dans le temps.

Source : Rousset-Regimbeau (2007)

Les principaux fournisseurs des prévisions météorologiques d'ensemble sont le CEPMMT et le NCEP³³.

Comme nous l'expliquons dans les paragraphes précédents, la prévision d'ensemble, contrairement à une prévision unique déterministe, ne se contente pas de la meilleure estimation de l'état initial. Plusieurs méthodes existent pour obtenir les différentes perturbations des conditions initiales et pour construire ces prévisions d'ensemble:

- *La méthode des vecteurs singuliers* : c'est la méthode actuellement opérationnelle au sein du CEPMMT et de Météo-France (pour le modèle ARPEGE). Cette méthode cherche à cibler les perturbations de l'état initial qui pourront avoir le plus d'impact sur la prévision et sur une zone géographique définie. Les vecteurs singuliers sont calés de sorte qu'ils produisent des perturbations dont l'ordre de grandeur est comparable aux erreurs d'analyse (Buizza et Palmer, 1995).
- *La méthode breeding of Growing models* : méthode actuellement utilisée par le NCEP, elle repère les perturbations ayant provoqué le plus d'erreur avant l'instant initial, pour chaque jour de prévision et les met en avant dans la création des membres (Toth et Kalnay, 1993,1997).
- *L'assimilation d'ensemble*: dans ce cas, ce sont les observations assimilées du modèle météorologique qui sont perturbées.
- *Le Poor's man ensemble* : c'est une méthode multi-modèles produisant ainsi autant de membres que de modèles. L'inconvénient de cette méthode réside dans le fait que les membres sont parfois corrélés car l'assimilation et la modélisation utilisent parfois les mêmes observations et les mêmes hypothèses.
- *Lagged Average Forecasting* : est une variation du Poor's man ensemble mais les prévisions antérieures sont pondérées pour estimer la distribution de probabilité prévue.

³³ National Center of Environmental Prediction, Etats-Unis.

Annexe C - Modèle de prévision hydrologique GRP

Le modèle utilisé dans notre travail dérive d'une adaptation du modèle GRP, décrit par Berthet (2010), à la prévision d'ensemble au pas de temps journalier. Un schéma de ce modèle est présenté dans la Figure 11 (Chapitre 2, § 2-5)

Fonction de production

Cette fonction a pour objectif de calculer la pluie efficace. Elle se présente comme un module de suivi de l'humidité du sol (communément connu sous le sigle SMA, "soil moisture accounting" en anglais).

Interception

Dans la suite de cette description, les pluies en entrée du modèle sont symbolisées par P_k . La pluie nette Pn et l'évapotranspiration nette En sont calculées à l'aide des équations :

$$\begin{aligned} Pn &= P_k - E \quad \text{et} \quad En = 0 \quad \text{si} \quad P_k \geq E \\ En &= E - P_k \quad \text{et} \quad Pn = 0 \quad \text{si} \quad E \geq P_k \end{aligned}$$

Réservoir de production

Le flux net interagit avec le réservoir de production. Si la pluie nette est positive, une partie Ps est dirigée vers le réservoir de production tandis que le reste $Pn - Ps$ s'écoule vers la fonction de routage. La fraction de la pluie nette stockée dans le réservoir dépend du niveau de remplissage de ce réservoir (du taux d'humidité du bassin).

$$Ps = A \cdot \frac{\left(1 - \left(\frac{S_{t-1}}{A}\right)^2\right) \cdot \tanh\left(\frac{Pn}{A}\right)}{1 + \frac{S_{t-1}}{A} \cdot \tanh\left(\frac{Pn}{A}\right)}$$

Équation 29

, où A est la capacité du réservoir de production et S_t son niveau au pas de temps t .

L'eau ne sort pas du réservoir par évapotranspiration si $Es = 0$. Au contraire, quand l'ETP est positive, une quantité Es s'évapore du réservoir et est considérée comme perdue par le modèle.

$$Es = \frac{S_{t-1} \cdot \left(2 - \frac{S_{t-1}}{A}\right) \cdot \tanh\left(\frac{Pn}{A}\right)}{1 + \frac{S_{t-1}}{A} \cdot \tanh\left(\frac{Pn}{A}\right)}$$

Équation 30

Le niveau du réservoir de production se trouve alors modifié :

$$S_t^+ = S_{t-1} - Es + Ps$$

Équation 31

Le réservoir de production ne doit pas être vu comme une fonction qui ralentirait l'écoulement, mais plutôt comme un "compteur", qui mémoriserait l'humidité du sol et qui module l'écoulement direct.

Percolation

Le réservoir perd de l'eau vers la fonction de production, suivant la loi de puissance : $dS = -k.S^5$. Cette fonction est appelée fonction de percolation. Cette loi intégrée sur le pas de temps devient alors :

$$Perc_t = S_t^+ \cdot \left(1 - \left(1 + \frac{S_t^+}{K}\right)^4\right)^{\frac{1}{4}}$$

Équation 32

Où K est lié au pas de temps par la relation :

$$K = (k(\alpha - 1)\Delta t)^{\frac{1}{1-\alpha}}$$

Équation 33

Finalement, le niveau du réservoir de production est égal à :

$$S_t = S_t^+ - Perc_t$$

Équation 34

L'eau percolée rejoint alors l'écoulement direct, qui subit un ajustement multiplicatif pour donner la pluie efficace entrant dans la fonction de routage

$$PRT_t = X_2 \cdot (Pn - Ps + Perc_t),$$

Équation 35

X_2 est un des paramètres libres du modèle.

Fonction de routage

La fonction de routage retarde la sortie de la pluie efficace PRT_t sur les futurs pas de temps. Elle relie un routage linéaire (hydrogramme unitaire) et un routage non linéaire (par un réservoir de routage).

Routage linéaire

La pluie efficace PRT_t constitue l'entrée de l'hydrogramme unitaire symétrique, dont les ordonnées γ_i sont calculées par $\gamma_i = UHC(i) - UHC(i-1)$ où UHC est la fonction de l'hydrogramme unitaire cumulé définie par :

$$\begin{cases} UHC(i) = 0 & \text{si } i \leq 0 \\ UHC(i) = \frac{i^\alpha}{i^\alpha + (X_2 - i)^\alpha} & \text{si } 0 < i < X_2 \\ UHC(i) = 1 & \text{si } i \geq X_2 \end{cases}$$

Équation 36

Le temps de base de l'hydrogramme unitaire X_2 est un paramètre libre et l'exposant α est un paramètre fixe. La sortie de l'hydrogramme unitaire s'écrit alors :

$$quh_t = \sum_{i=1}^{[X_3]} \gamma_i \cdot PRT_{t-1+1}$$

Équation 37

Cette quantité d'eau dans le réservoir de routage est alors égale à la somme de la sortie de l'hydrogramme unitaire et le volume d'eau déjà présent dans le réservoir :

$$R_t^+ = R_{t-1} + quh_t$$

Équation 38

Sortie du réservoir de routage

La sortie du réservoir suit une loi de vidange de type puissance :

$$\hat{Q} = -dR = k \cdot R^\beta dt$$

Équation 39

Le réservoir est quadratique selon Tangara (2005) avec $\beta = 2$, et la loi de vidange décrivant le débit de sortie devient alors :

$$\hat{Q}_t = f_{X_1, \beta=2}(R_t^+) = \frac{R_t^{+2}}{R_t^+ + X_1}$$

Équation 40

Où X_1 est un paramètre libre.

Le niveau du réservoir de production devient alors:

$$R_t = R_t^+ - \hat{Q}_t$$

Équation 41

Mises à jour du réservoir de routage

Tangara (2005) propose une combinaison de deux mises à jour pour le modèle GRP. Le premier utilise la dernière observation des débits pour ajuster le niveau du réservoir de routage, tandis que le second utilise la dernière erreur observée pour corriger la prévision à venir en sortie du modèle. Seule la mise à jour du réservoir de routage est considérée dans cette étude.

La mise à jour du réservoir de routage est complète, elle calcule le niveau du réservoir donnant le débit observé Q_t . Pour un réservoir quadratique, le niveau est donné par :

$$R_{t/t}^+ = f_{X_8, \beta=2}^{-1}(Q_t) = \frac{\sqrt{Q_t^2 + 4X_1 \cdot Q_t} + Q_t}{2}$$

Équation 42

Valeurs des différents paramètres

Le GRPE a trois paramètres (X_1 , X_2 , X_3) qui sont à caler pour chaque bassin. De plus, un certain nombre de paramètres est défini à l'intérieur du modèle de prévision (Tangara, 2005). Au pas de temps journalier, ils sont donnés par :

Paramètres fixes	Symboles	Valeurs
Capacité du réservoir de production	A	350 mm
Coefficient de la fonction de percolation	B	2.25
Exposant de l'hydrogramme unitaire	α	2.5
Exposant de la fonction de vidange du réservoir	β	2.0

Annexe D – Modèle de simulation hydrologique GR4J

Le modèle GR4J (Figure 14, Chapitre 2, § 2-5) utilisé dans cette thèse est celle décrit en détail dans Perrin *et al.* (2007).

Neutralisation

La première opération est la neutralisation de P_k par E pour déterminer une pluie nette P_n et une évapotranspiration nette En calculée par :

$$\begin{aligned} P_n &= P_k - E \quad \text{et} \quad En = 0 \quad \text{si} \quad P_k \geq E \\ En &= E - P_k \quad \text{et} \quad P_n = 0 \quad \text{si} \quad E \geq P_k \end{aligned}$$

Fonction de rendement

Dans le cas où P_n est différente de zéro, une partie Ps de P_n alimente le réservoir de production et est calculée par :

$$Ps = \frac{X_1 \cdot \left(1 - \left(\frac{S_k}{X_1}\right)^2\right) \cdot \tanh\left(\frac{P_n}{X_1}\right)}{1 + \frac{S_k}{X_1} \cdot \tanh\left(\frac{P_n}{X_1}\right)},$$

Équation 43

où X_1 (mm) est la capacité maximum du réservoir de production et S_k le contenu du réservoir de production au début du jour k .

Dans le cas contraire, lorsque En est différent de zéro, une quantité d'évaporation Es est retirée du réservoir de production. Elle est donnée par :

$$Es = \frac{S_k \cdot \left(2 - \frac{S_k}{X_1}\right) \cdot \tanh\left(\frac{En}{X_1}\right)}{1 + \left(1 - \frac{S_k}{X_1}\right) \cdot \tanh\left(\frac{En}{X_1}\right)}$$

Équation 44

Le contenu du réservoir qui résulte de ces opérations est donnée par :

$$S' = S_k - Es + Ps$$

Équation 45

Percolation

Une percolation *Perc* issue du réservoir de production est alors calculée par l'équation suivante :

$$Perc = S' \cdot \left(1 - \left(\frac{4 S'}{9 X_1} \right)^4 \right)^{-\frac{1}{4}}$$

Équation 46

Par la suite, le contenu du réservoir devient :

$$S_{k+1} = S' - Perc$$

Équation 47

et la quantité d'eau *Pr* qui atteint finalement la partie routage du modèle est données par :

$$Pr = Perc + (Pn - Ps)$$

Équation 48

Hydrogrammes unitaires

Pr est divisée en deux composantes d'écoulement, 90 % étant routés par un hydrogramme unitaire HU1 et un réservoir de routage et 10 % par un hydrogramme unitaire symétrique HU2. HU1 et HU2 dépendent du même paramètre X_4 , temps de base de HU1 exprimé en jours.

Les ordonnées des hydrogrammes sont calculées à partir des courbes en *S* notées respectivement SH1 et SH2, qui correspondent aux fonctions cumulées de l'hydrogramme. SH1 est définie en fonction du temps par:

$$\begin{cases} SH1(t) = 0 & \text{pour } t \leq 0 \\ SH1(t) = \left(\frac{t}{X_4} \right)^{\frac{5}{2}} & \text{si } 0 < t < X_4 \\ SH1(t) = 1 & \text{pour } t \geq X_4 \end{cases}$$

Équation 49

SH2 est définie de façon similaire par :

$$\left\{ \begin{array}{ll} SH2(t) = 0 & \text{pour } t \leq 0 \\ SH2(t) = \frac{1}{2} \left(\frac{t}{X_4} \right)^{\frac{5}{2}} & \text{si } 0 < t < X_4 \\ SH2(t) = 1 - \frac{1}{2} \left(2 - \frac{t}{X_4} \right)^{\frac{5}{2}} & \text{si } X_4 < t < 2.X_4 \\ SH1(t) = 1 & \text{pour } t \geq 2.X_4 \end{array} \right.$$

Équation 50

Les ordonnées HU1 et HU2 sont alors calculées par :

$$\begin{aligned} UH1(j) &= SH1(j) - SH1(j-1) \\ UH2(j) &= SH2(j) - SH2(j-1) \end{aligned}$$

Équation 51

où j est un entier

A chaque pas de temps k , les sorties $Q9$ et $Q1$ des deux hydrogrammes correspondent à la convolution des pluies antérieures par la clé de répartition donnée par l'hydrogramme discrétisé et sont calculées par :

$$\begin{aligned} Q9(k) &= 0.9 \cdot \sum_{j=1}^l UH1(j) - Pr(k-j+1) \\ Q1(k) &= 0.1 \cdot \sum_{j=1}^m UH2(j) - Pr(k-j+1) \end{aligned}$$

Équation 52

où $l = \text{int}(X_4) + 1$ et $m = \text{int}(2.X_4) + 1$, et $\text{int}(\cdot)$ indique la partie entière

Fonction d'échange avec l'extérieur non atmosphérique

Un échange souterrain en eau est calculé par :

$$F = X_2 \cdot \left(\frac{R_k}{X_3} \right)^{\frac{7}{2}}$$

Équation 53

où R_k est le niveau dans le réservoir en début de pas de temps, X_3 la capacité à un jour du réservoir et X_2 le coefficient d'échange en eau qui peut être positif dans le cas d'apports, négatif dans le cas de pertes vers les nappes profondes ou nul. En fait, l'interprétation physique de cette fonction d'échange n'est pas directe.

Réservoir de routage

Le niveau dans le réservoir de routage est modifié en ajoutant la sortie $Q9$ de l'hydrogramme $HU1$ et F :

$$R' = \max (0 ; Rk + Q9(k) + F)$$

Équation 54

Il se vidange ensuite en une sortie Qr donnée par :

$$Qr = R' \cdot \left\{ 1 - \left[1 + \left(\frac{R'}{X_3} \right)^4 \right]^{-\frac{1}{4}} \right\}$$

Équation 55

Le niveau dans le réservoir devient :

$$R_{k+1} = R' - Qr$$

Équation 56

Écoulement total

La sortie $Q1$ de l'hydrogramme $HU2$ est soumise au même échange pour donner la composante d'écoulement Qd :

$$Qd = \max (0 ; Q1(k) + F)$$

Équation 57

Le débit total Q est alors donné par :

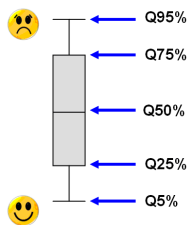
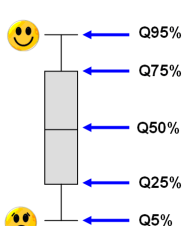
$$Qk = Qr + Qd$$

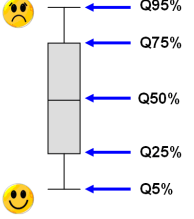
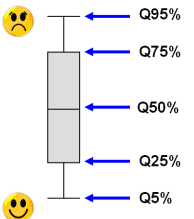
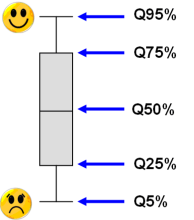
Équation 58

Annexe E - Fiche diagnostic

Rappel des principaux attributs traités dans le rapport :

- Précision de l'ensemble : mesure la distance entre l'observation et la moyenne des membres, et entre l'observation et chaque membre,
- Fiabilité : correspondance entre les probabilités de prévision et les fréquences réelles observées.

Scores numériques				
Scores	Formule	Représentation dans le rapport	Plage de valeurs et orientation	Interprétation
NRMSE	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (m_i - o_i)^2}$ m: moyenne des membres o : valeur observée N: nombre total de jours $ratio - RMSE = \frac{RMSE}{\bar{Q}}$ $\bar{Q}$: moyenne des Qobs	- boxplots - valeurs numériques 	* Valeurs positives * Orienté négativement (meilleurs quand les valeurs sont proches de 0)	De faibles valeurs d'erreurs indiquent que la précision d'un système de prévision
CSI 90	$CSI = \frac{succès}{succès + manqué + fausse\ alerte}$ - issue du tableau de contingence - mesure le taux de succès sur un dépassement de seuil	- boxplots - valeurs numériques 	* Valeurs comprises entre 0 et 1 * Meilleurs quand proches de 1	Des valeurs proches de 1 indiquent que le système de prévision est capable de prédire des dépassements de seuils Dans cette thèse, le seuil utilisé est le quantile 90, afin de mesurer la capacité du système à détecter les hauts débits
	mesure les performances d'un système par rapport à un événement binaire (dépassement de seuil)	- boxplots	* Valeurs comprises entre 0 et 1 * Meilleurs quand proches de 0	Calcule la différence entre la probabilité de dépassement d'un seuil de débits (quantile 90 pour les hauts débits) et d'observation d'un évènement.

Brier 90	$BS = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^n (p_j - o_j)^2$ p_j : probabilité de prévision $o_j = 1$ si évènement observé $o_j = 0$ si évènement non observé			Le score de Brier peut être décomposé et mesure entre autres attributs, la fiabilité des prévisions
RPS	généralisation multi-catégorique du Brier $RPS_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (P_{jk} - O_{jk})^2$ $\overline{RPS} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N RPS_j$ P_{jk} : probabilité cumulée au non dépassement du quantile k $O_{jk} = 1$ ou 0 selon l'observation dans chaque catégorie	- boxplots 	* Valeurs comprises entre 0 et 1 * Meilleurs quand proches de 0	Mesure une "distance" entre les distributions de probabilité cumulative des prévisions et les observations Le RPS mesure à la fois la fiabilité et la précision des prévisions d'ensemble
BSS90 RPSS	Scores de performance $BSS = 1 - \frac{BS_{tests}}{BS_{ref}}$ $RPSS = 1 - \frac{RPS_{tests}}{RPS_{ref}}$	- boxplots 	* Valeurs comprises entre $-\infty$ et 1 * Meilleurs quand proches de 1	Compare les scores de Brier (et les RPS) entre deux système de prévisions. La référence est souvent la climatologie, ou dans notre cas, les prévisions obtenues quand le bassin est jaugé

27

Annexe F - Rappel de géostatistique

La géostatistique a pour origine le travail des ingénieurs des mines sud-africains qui cherchaient à évaluer la ressource totale disponible des minerais sur un domaine d'étude. Pour cela, ils ne disposaient que de quelques mesures irrégulièrement réparties sur le domaine. La quantité d'intérêt était traitée comme une variable aléatoire, alors que les teneurs mesurées n'étaient pas assimilables à des variables aléatoires indépendantes. En effet, si on suppose une indépendance statistique entre les mesures réalisées à différents points de l'espace, la meilleure prédiction que l'on peut faire de la teneur en un site non mesuré serait d'attribuer la moyenne de l'échantillon. Ce raisonnement semble néanmoins illogique dans le cas où les mesures sont corrélées entre elles, car il semble souhaitable d'utiliser une méthode qui donne plus de poids aux sites proches qu'aux autres points de mesure.

Ce sont ces considérations qui ont donné lieu à de multiples développements méthodologiques dans le domaine de la géostatistique, dont les principes de bases sont : (i) un formalisme probabiliste pour représenter des grandeurs inconnues, (ii) l'impossibilité de supposer une indépendance entre les données, (iii) l'existence d'une structure de la variable étudiée par rapport aux localisations dans l'espace (Matheron, 1971 ; Webster et Oliver, 2001).

Le terme géostatistique signifie littéralement : statistiques appliquées aux sciences de la Terre. Même si elle a été consacrée historiquement au domaine minier (Krige, 1951 ; Matheron, 1963a et 1963b), son domaine d'application actuel est beaucoup plus large et tous les phénomènes spatialisés (ou régionalisés) peuvent faire l'objet de traitements géostatistiques.

Les techniques de géostatistique permettent de :

- décrire, modéliser et interpoler le comportement d'une variable qui se déploie dans l'espace ou dans le temps, ce qui peut être traduit par l'analyse des structures spatiales d'une variable d'intérêt. Ces techniques permettent ainsi l'estimation d'une valeur en des points dépourvus de mesure, ainsi que l'évaluation d'une valeur moyenne sur un domaine défini, incluant des mesures ponctuelles ;
- quantifier les incertitudes spatiales associées aux valeurs estimées ;
- comprendre et prévoir les effets dus au « support » de la variable, et à une information fragmentaire (en général on ne dispose pas d'une information exhaustive) ;
- estimer et cartographier une variable dans l'espace ou les transformées de cette variable ;
- simuler la variable de façon à estimer des quantités complexes ;
- étudier plusieurs variables conjointement.

- **Définitions**

Un phénomène régionalisé est un phénomène naturel dont les valeurs varient dans l'espace (ex: relief, fond marin, pluies, etc.). La variable régionalisée (VR) qui en découle est une fonction mathématique dont les valeurs $Z(x)$, x à 1D, 2D, 3D, 4D (x,t) ou nD sont déterminées sur une partie de l'espace : le champ. Une VR peut être très irrégulière (il n'est souvent pas possible de la décrire par une fonction mathématique explicite), mais elle présente néanmoins une structure (une organisation) spatiale. On suppose ainsi qu'il existe une corrélation entre les valeurs de la VR. Par ailleurs, une idée intuitive et sous jacente de la géostatistique suppose qu'en des points proches, la VR doit prendre des valeurs similaires.

La géostatistique s'appuie sur des théories probabilistes car la réalité est, certes, unique, mais très complexe. Il est impossible de reproduire tous les processus qui permettraient de retrouver les observations. Les modèles probabilistes sont donc utilisés pour décrire le comportement de la VR. On choisit de décrire le phénomène comme un processus stochastique. La VR est ainsi prise comme une réalisation d'une fonction aléatoire $Z(x)$. C'est un ensemble de variables aléatoires distribuées dans l'espace et dont la valeur est une fonction de la position x dans un domaine D de l'espace.

La fonction aléatoire est généralement caractérisée par l'inférence statistique de ses deux premiers moments :

- l'espérance mathématique :

$$E[Z(x)] = \mu(x)$$

Équation 59

- la covariance entre deux points x et y du domaine D :

$$\text{Cov}(x,y) = E\{[x - E(x)][y - E(y)]\} = E(xy) - E(x) E(y)$$

Équation 60

Quand x et y sont confondus, on obtient la variance :

$$\text{var}(X) = E\{[X - E(X)]^2\}$$

Équation 61

- **Hypothèse de stationnarité**

La stationnarité d'une loi est son invariance par translation. Cela signifie que la loi spatiale d'un ensemble quelconque de points (de dimensions et orientations fixées) ne dépend pas de son implantation. Cette hypothèse n'est généralement pas adoptée, mais plutôt remplacée par l'hypothèse de stationnarité d'ordre 2 : c'est-à-dire, l'hypothèse de stationnarité est adoptée pour les deux premiers moments de la fonction aléatoire. Les valeurs de la moyenne et de la covariance sont donc définies :

- Moyenne indépendante de x :

$$E[Z(x)] = m$$

Équation 62

- Covariance indépendante de x (h étant une distance quelconque):

$$\begin{aligned} \text{Cov}[Z(x), Z(x+h)] &= E[Z(x)-m][Z(x+h)-m] \\ &= E[Z(x)Z(x+h)] - m^2 = C(h) \text{ avec } C(h) \text{ une fonction paire}^{34} \end{aligned}$$

Équation 63

- Variance indépendante de x :

$$\text{Var}[Z(x)] = E\{[Z(x)-m]^2\} = C(0)$$

Équation 64

Cette hypothèse de stationnarité d'ordre 2 reste toujours contraignante et difficile à vérifier dans la nature. Ainsi, au lieu de considérer la stationnarité les deux premiers moments de la fonction aléatoire, on considère que ce sont leurs accroissements qui sont stationnaires. C'est l'hypothèse intrinsèque. On obtient alors :

- moyenne nulle :

$$E[Z(x+h)-Z(x)] = 0$$

Équation 65

- variance stationnaire :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} \text{Var}[Z(x+h) - Z(x)] = \frac{1}{2} E[Z(x+h) - Z(x)]^2$$

Équation 66

La fonction $\gamma(h)$ est la fonction de dispersion intrinsèque, encore appelé "variogramme". C'est une fonction paire et $\gamma(0)=0$

• *Le variogramme, ses propriétés et modèles*

Le variogramme est une fonction qui permet de chiffrer la dispersion entre les différentes valeurs prises par une variable aléatoire. C'est un outil de description de la continuité spatiale d'une variable. La fonction variogramme permet de modéliser la variabilité d'un phénomène. Pour $\gamma(h)$ couples de points distants de h, elle s'écrit :

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} [Z(x_i + h) - Z(x_i)]^2$$

Équation 67

³⁴ Une fonction f est dite paire si pour tout x du domaine de définition, $f(-x) = f(x)$

Pour un champ donné, rien n'assure que la continuité soit identique dans toutes les directions. Si le nombre d'observations le permet (typiquement au moins 50, préférablement 100), on peut chercher à vérifier cet aspect en calculant le variogramme expérimental dans différentes directions. Si cette continuité est avérée, on dit que le phénomène est isotrope.

Grâce aux données brutes observées, il est possible de tracer des variogrammes. Plusieurs formes peuvent alors apparaître selon la nature des données :

- l'allure parabolique qui caractérise une variable extrêmement régulière. La variable est dérivable en moyenne quadratique. Plus les points sont éloignés et plus les différences sont progressivement accentuées. Il y a donc un fort gradient ;
- la forme linéaire qui représente une variable un peu moins régulière et non dérivable ;
- le variogramme dit à effet de pépite. L'hypothèse sur la variance des accroissements implique normalement que $\gamma(h)=0$. Cependant, on observe souvent une discontinuité du variogramme à l'origine, c'est l'effet pépite. Ceci peut être imputé soit par une erreur dans les mesures, soit par une variation isolée et non détectable de la variable ;
- l'effet de pépite pur: dans ce cas la fonction fluctue autour d'une valeur constante, ce qui signifie qu'il y a indépendance totale des observations. En principe, seules des variables ayant cette propriété sont susceptibles d'être traitées par l'inférence statistique. Nous notons cependant ici que, lorsqu'il n'y a aucune dépendance entre des observations, faire une interpolation n'a pas plus de sens.

Souvent les valeurs du variogramme se stabilisent autour d'une certaine valeur le **palier** et après un certain intervalle h , la **portée** (Figure 139).

La **portée** est la distance limite de l'influence d'une observation sur ses voisines. Elle définit en quelque sorte la zone d'influence de la fonction aléatoire. La portée permet ainsi d'estimer l'échelle caractéristique de la fonction aléatoire.

Quand la distance h devient trop grande ($h > \text{portée}$), annulant les relations de corrélation spatiale du phénomène, alors la variance de la fonction aléatoire permet d'estimer le **palier** du variogramme.

$$\gamma(\infty) = C(0) = \text{Var}[Z(x)]$$

Équation 68

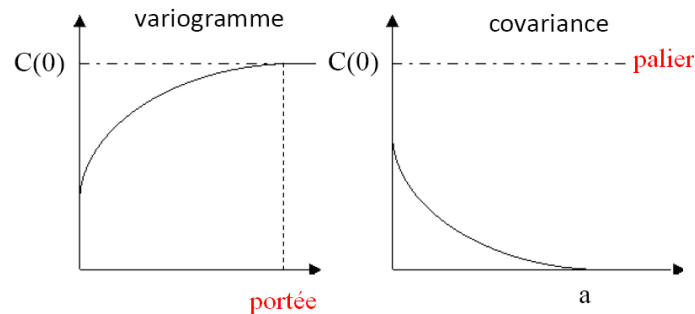


Figure 139 : Illustration de la portée et du palier d'un variogramme expérimental

Dans certains cas, selon le phénomène étudié, le palier peut ne pas apparaître quand les distances prises en compte sont petites par rapport à la structure spatiale du phénomène, ou à cause des variables elles-mêmes, quand la moyenne et la variance ne sont pas stationnaires.

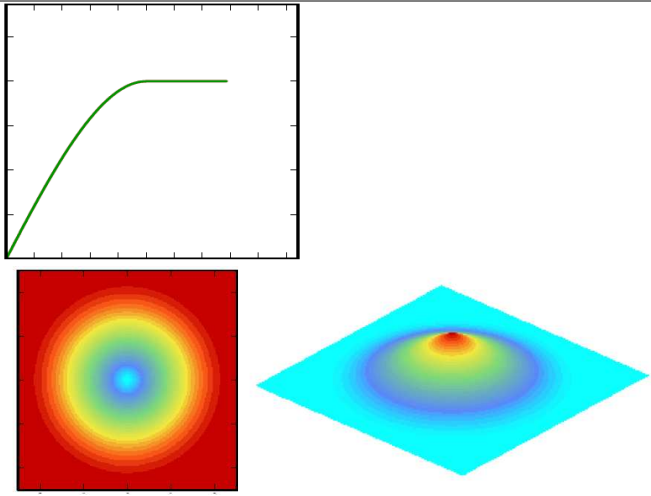
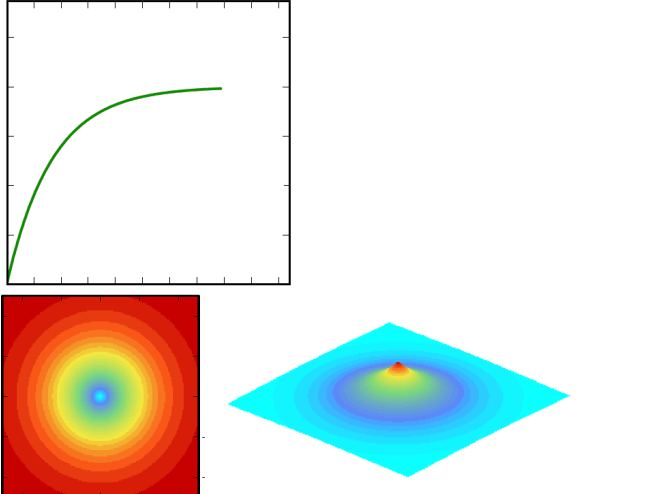
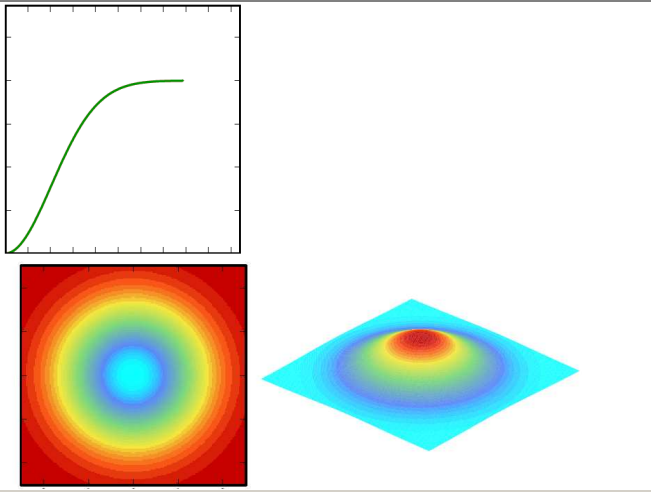
Dans d'autres cas, plusieurs paliers peuvent exister selon l'agencement spatial du phénomène. Il peut ainsi englober différentes structures. Dans ce cas, le variogramme est dit à structure gignone. Le variogramme final est donné par $\gamma(h) = \gamma_1(h) + \gamma_2(h)$, γ_1 et γ_2 étant les variogrammes individuels des structures emboîtées.

Afin qu'ils soient exploitables, les variogrammes sont généralement modélisés et ajustés à partir de fonctions type. La forme du variogramme ajusté indique ainsi les propriétés structurales de la variable.

En pratique, le modèle doit être ajusté simultanément sur les variogrammes expérimentaux calculés selon les différentes directions. De plus, on peut combiner plusieurs modèles en les additionnant. Ainsi, l'effet de pépité est presque toujours présent en association avec un ou plusieurs des principaux modèles : le modèle sphérique, exponentiel, gaussien. Le Tableau 19 présente une synthèse des modèles de variogrammes classiques et leurs équations. Il est important de noter que les trois modèles présentés (sphérique, exponentiel et gaussien) ne sont pas les seuls que l'on peut utiliser. En réalité, il en existe un très grand nombre (Figure 140).

Il existe un lien entre la nature de la variable étudiée et le type de modèle que l'on est susceptible d'ajuster. Ainsi, le modèle gaussien exprime une très grande continuité des données, typique d'une variable comme la topographie, la charge hydraulique, etc. Ce modèle n'est pratiquement jamais rencontré pour des variables moins continues (propriété des sols, analyses géochimiques, etc.). Pour ces variables, les modèles sphérique et exponentiel sont beaucoup plus courants. Pour des variables discrètes, le modèle gaussien est même à proscrire complètement, car il est incompatible avec ce genre de variables.

Tableau 19 : Synthèse des modèles de variogrammes classiques et leurs équations
 (Source : Cours de Géostatistique multi-variable, Rivoirard 2003³⁵)

Modèle	Formule	Variogramme
Sphérique	$\gamma(h) = c \left(\frac{3}{2} \frac{ h }{a} - \frac{1}{2} \frac{ h ^3}{a^3} \right) h \leq a$ $= c \quad h > a$ Avec, c : covariance et a : la portée On peut aussi le noter: $\gamma(h) = c.sph\left(\frac{h}{a}\right) \text{ avec}$ $sph(h) = \left(\frac{3}{2} h - \frac{1}{2} h ^3 \right), h \leq 1$ $sph(h) = 1, h > 1$	
Exponentiel	$\gamma(h) = c \left[1 - \exp\left(-\frac{ h }{a}\right) \right]$ La portée est estimée à $3a$	
Gaussien	$\gamma(h) = c \left[1 - \exp\left(-\frac{h^2}{a}\right) \right]$ La portée est estimée à $a\sqrt{3}$	

³⁵ Disponible sur : http://cg.ensmp.fr/bibliotheque/public/RIVOIRARD_Cours_00607.pdf

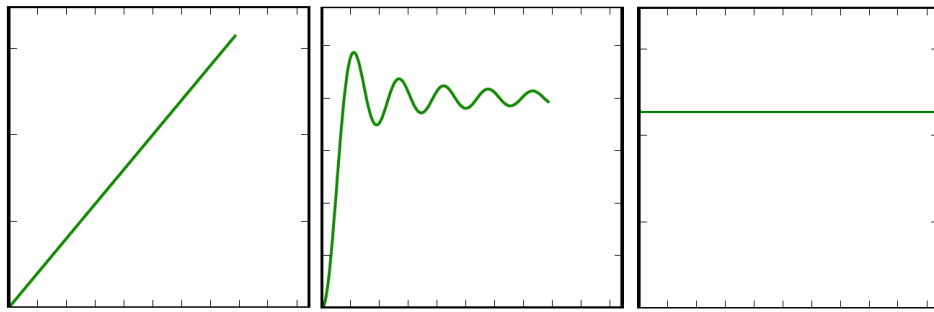


Figure 140 : Autres modèles de variogramme : linéaire, cardinal sinus, effet pépite

• *Le krigeage*

Le krigeage est une des méthodes d'interpolation spatiale qui tient compte de la structure de dépendance spatiale des données. Les précurseurs de cette méthode sont les ingénieurs miniers Krige (1951) et Matheron (1962). Parallèlement, d'autres chercheurs ont développé la méthode dans d'autres domaines, comme le météorologue Gandin (1963).

L'objectif du krigeage est de produire une estimation Z_0^* de la variable Z_0 sur une cible (point, bloc, polygone, etc.). On s'intéresse particulièrement à l'erreur d'estimation, $\varepsilon = Z_0 - Z_0^*$.

En géostatistique linéaire, cette erreur d'estimation ε doit être :

- une combinaison linéaire des données (linéarité) ;
- autorisée, c'est-à-dire que son espérance et sa variance doivent être définies. La condition d'autorisation s'écrit différemment selon le modèle sous-jacent supposé. Dans le modèle stationnaire d'ordre 2, toutes les combinaisons linéaires sont autorisées, et il n'y a pas de contrainte. Cependant, dans le modèle intrinsèque, une combinaison linéaire est autorisée si et seulement si son poids total est nul : $\sum_i \lambda_i = 0$
- d'espérance nulle (non biais) ;
- de variance minimale (optimalité) ;

Ces contraintes sont strictement hiérarchisées et leur application permet de résoudre le système de krigeage.

Pour estimer au mieux la variable Z_0 , on pose :

$$Z_0^* = \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} Z_{\alpha} + \lambda_o$$

Équation 69

L'erreur d'estimation ε est alors une combinaison linéaire où les pondérateurs λ_α sont les inconnus du problème (pondérateurs de krigeage). Ainsi pour:

- le cas de l'estimation ponctuelle :

$$\varepsilon = Z_o - \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} Z_{\alpha} - \lambda_o$$

Équation 70

- le cas de l'estimation par bloc :

$$\varepsilon = \frac{1}{V} \int_V Z(x) dx - \sum_{\alpha} \lambda_{\alpha} Z_{\alpha} - \lambda_o$$

Équation 71

Le modèle de base du krigeage a la même forme que le modèle de régression classique ou locale, mais les erreurs sont supposées dépendantes spatialement. Il s'énonce comme suit :

$$Z_o^*(x) = \mu(x) + \varepsilon(x)$$

Équation 72

Pour formuler complètement le modèle, il faut spécifier la forme de la tendance de $\mu(x)$. C'est cette tendance qui précise le type de krigeage effectué. Les trois types classiques de krigeage sont :

- Le krigeage simple : $\mu(x) = m$ est une constante connue.

- Le krigeage ordinaire : $\mu(x) = \mu$ est une constante inconnue.

- Le krigeage universel : $\mu(x) = \sum_{j=0}^p f_j(x) \lambda_j$ est une combinaison linéaire de fonctions de la position x .

La structure de la fonction aléatoire ε est précisée par les données et l'analyse variographique. Ensuite, le modèle étant complètement énoncé, le krigeage peut être effectuée en un point x_0 quelconque du champ D.

Le krigeage est une méthode d'interpolation exacte. Il a pour objectif de restituer les valeurs régionalisées réellement mesurées sur les points d'observation. Cependant, il est aussi possible d'effectuer un krigeage avec des erreurs de mesure, qui serait donc approximatif. Comme en régression classique, des variables régionalisées auxiliaires peuvent être intégrées au krigeage en les ajoutant au modèle. Le krigeage incorporant une telle tendance est appelé "krigeage avec dérive externe" ³⁶ (Goovaerts, 1997 ; Rivoirard, 2002).

³⁶ Dans le cas du krigeage avec dérive externe, on se place dans l'hypothèse où la variable présente une structure d'ensemble façonnée par une autre variable : on considère qu'il existe une variable régionalisée distincte de la variable d'intérêt, capable de décrire les grandes lignes structurales de la variable à estimer. Le comportement spatial de la variable auxiliaire s'apparente alors à un indicateur de la tendance générale, dite "dérive externe" (Rivoirard, 2003).

Le krigeage possède aussi d'autres extensions multivariées, notamment le "cokrigeage"³⁷ (Wackernagel, 2003). Ce dernier prend la forme d'une combinaison linéaire pondérée des observations de la variable régionalisée à interpoler et des variables régionalisées auxiliaires. Il permet ainsi de prendre en considération les structures de dépendance spatiale des variables auxiliaires afin de trouver les poids minimisant la variance de l'erreur de prévision sous la contrainte de non-biais.

³⁷ Dans le cokrigeage, il est nécessaire d'élaborer un modèle variographique multivariable décrivant à la fois la corrélation spatiale de chacune des variables considérées séparément et leur corrélation conjointe. Cela suppose l'existence d'un lien direct et linéaire de type positif entre les deux variables. La mise en œuvre du cokrigeage implique ainsi de modéliser les variogrammes simples et croisés des variables d'intérêt et auxiliaire afin de les entrer dans le système de cokrigeage (Rivoirard, 2003).

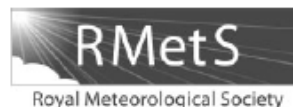
Annexe G - Articles

ATMOSPHERIC SCIENCE LETTERS

Atmos. Sci. Let. 11: 100–107 (2010)

Published online 25 February 2010 in Wiley InterScience

(www.interscience.wiley.com) DOI: 10.1002/asl.259



Comparing the scores of hydrological ensemble forecasts issued by two different hydrological models

A. Randrianasolo,¹ M. H. Ramos,^{1*} G. Thirel,^{2†} V. Andréassian¹ and E. Martin²¹Cemagref, Hydrology Research Group, Antony, France²CNRM-GAME, Météo-France, CNRS, GMME/MOSAYC, Toulouse, France

*Correspondence to:

M. H. Ramos, Cemagref Antony,
UR HBAN, Parc de Tourvoire, BP
44-92163 Antony Cedex,
France.

E-mail:

maria-helen.aramos@cemagref.fr

†Present address: G. Thirel, JRC,
DG Joint Research Centre,
European Commission, Institute
for Environment and
Sustainability, Ispra, Italy.Received: 31 August 2009
Revised: 9 December 2009
Accepted: 19 January 2010

Abstract

A comparative analysis is conducted to assess the quality of streamflow forecasts issued by two different modeling conceptualizations of catchment response, both driven by the same weather ensemble prediction system (PEARP Météo-France). The two hydrological modeling approaches are the physically based and distributed hydrometeorological model SIM (Météo-France) and the lumped soil-moisture-accounting type rainfall-runoff model GRP (Cemagref). Discharges are simulated at 211 catchments in France over 17 months. Skill scores are computed for the first 2 days of forecast range. The results suggest good performance of both hydrological models and illustrate the benefit of streamflow data assimilation for ensemble short-term forecasting. Copyright © 2010 Royal Meteorological Society

Keywords: streamflow forecasting; hydrological ensemble prediction; verification

1. Introduction

At operational flood forecasting centers, forecasters usually have to deal with forecasts issued by different models and combine them to support their decisions and communicate flood alerts to end users (Ramos *et al.*, 2007). However, modeling approaches or setups are usually too different to allow a straightforward intercomparison of the results, and forecast interpretation, especially when model results diverge, can quickly become a puzzle. The objective of this paper is to assess the impact of the use of two different hydrological models, with different modeling conceptualizations of catchment response, on scores of ensemble streamflow forecasts. Forecast verification is a vast topic and discussions have evolved into how to define objective and user-oriented verification measures for a better guidance and decision making in hydrologic forecasting (Welles *et al.*, 2007; Pappenberger *et al.*, 2008). In this study, the focus is not on the development of new measures, but on the application of a selected number of well-known scores largely used in atmospheric science (Jolliffe and Stephenson, 2003) to both hydrological forecasting systems. Attention is paid to the following methodological aspects: (1) to force the hydrological models with the same ensemble weather predictions, (2) to evaluate streamflow predictions against observed discharges (and not against simulated, model-dependent, discharges), (3) to apply the scores over a long time period of forecasts, (4) to

conduct the analysis on a large database of catchments, representative of a variety of climate and physiographic conditions.

2. Data

2.1. The PEARP ensemble prediction system

This study is based on the PEARP ensemble prediction system (EPS), which is the Météo-France short-range EPS, dedicated to detect localized and severe events (Nicolau, 2002). In this study, the PEARP is a 60-h EPS with a 0.25° grid resolution, which produces 11 members once a day. Singular vectors are set optimal after a 12-h period. Rainfall and temperature ensemble forecasts are the variables from PEARP used to force the hydrological models. Other variables necessary to run the models (pressure, radiation, wind, humidity, or evapotranspiration) are evaluated from the climatology. PEARP data are downscaled in order to better fit the observations, as well as to make the forecasts available on the grid resolution of the hydrometeorological model used by Météo-France (8 × 8 km). The downscaling is realized in two steps: first, the data are spatially interpolated on predefined zones, which are the climatologically homogeneous areas used to define the SAFRAN meteorological analysis system of Météo-France (see Vidal *et al.*, 2009 for details on SAFRAN). Then, the temperature data are corrected by using the usual mean atmospheric lapse rate gradient (−0.65 K/100 m). For

Hydrological ensemble forecasting at ungauged basins: using neighbour catchments for model setup and updating

A. Randrianasolo, M. H. Ramos, and V. Andréassian

Cemagref, UR HBAN, Parc de Tourvoise, BP 44, 92163, Antony, France

Received: 13 July 2010 – Revised: 24 September 2010 – Accepted: 13 November 2010 – Published:

Abstract. In flow forecasting, additionally to the need of long time series of historic discharges for model setup and calibration, hydrological models also need real-time discharge data for the updating of the initial conditions at the time of the forecasts. The need of data challenges operational flow forecasting at ungauged or poorly gauged sites. This study evaluates the performance of different choices of parameter sets and discharge updates to run a flow forecasting model at ungauged sites, based on information from neighbour catchments. A cross-validation approach is applied on a set of 211 catchments in France and a 17-month forecasting period is used to calculate skill scores and evaluate the quality of the forecasts. A reference situation, where local information is available, is compared to alternative situations, which include scenarios where no local data is available at all and scenarios where local data started to be collected at the beginning of the forecasting period. To cope with uncertainties from rainfall forecasts, the model is driven by ensemble weather forecasts from the PEARP-Météo-France ensemble prediction system. The results show that neighbour catchments can contribute to provide forecasts of good quality at ungauged sites, especially with the transfer of parameter sets for model simulation. The added value of local data for the operational updating of the hydrological ensemble forecasts is highlighted.

1 Introduction

Predicting hydrological variables in ungauged catchments has been singled out as one of the major issues in the hydrological sciences at present. Considerable scientific effort is currently coordinated via the PUB (Prediction in Ungauged

Basins) initiative of the International Association for Hydrologic Sciences (IAHS), which has dedicated the 2003–2012 decade to focus research on this topic (Sivapalan et al., 2003). The ungauged catchment case is important from both practical and theoretical perspectives (Merz and Blöschl, 2004), and several approaches have been proposed to define hydrologically homogeneous regions around ungauged sites and to transfer information from neighbour catchments to ungauged basins. Various regionalisation methods have been proposed in the literature. One of the most frequently used techniques is regression analysis to model the relationship between the model parameters and physiographic catchment attributes (Young, 2006; Kay et al., 2007; Reichl et al., 2009). Many of these approaches hinge on spatial proximity (catchments can either be nested neighbours or adjacent neighbours) because catchments which are close to each other will also behave similarly (e.g., Merz and Blöschl, 2004; Parajka et al., 2005; McIntyre et al., 2005; Young, 2006; Oudin et al., 2008; Kjeldsen and Jones, 2007, 2009). In this paper, spatial proximity was chosen as the criteria to define homogeneous region. Spatial proximity-based approaches can be justified on explicit and implicit bases (Oudin et al., 2011):

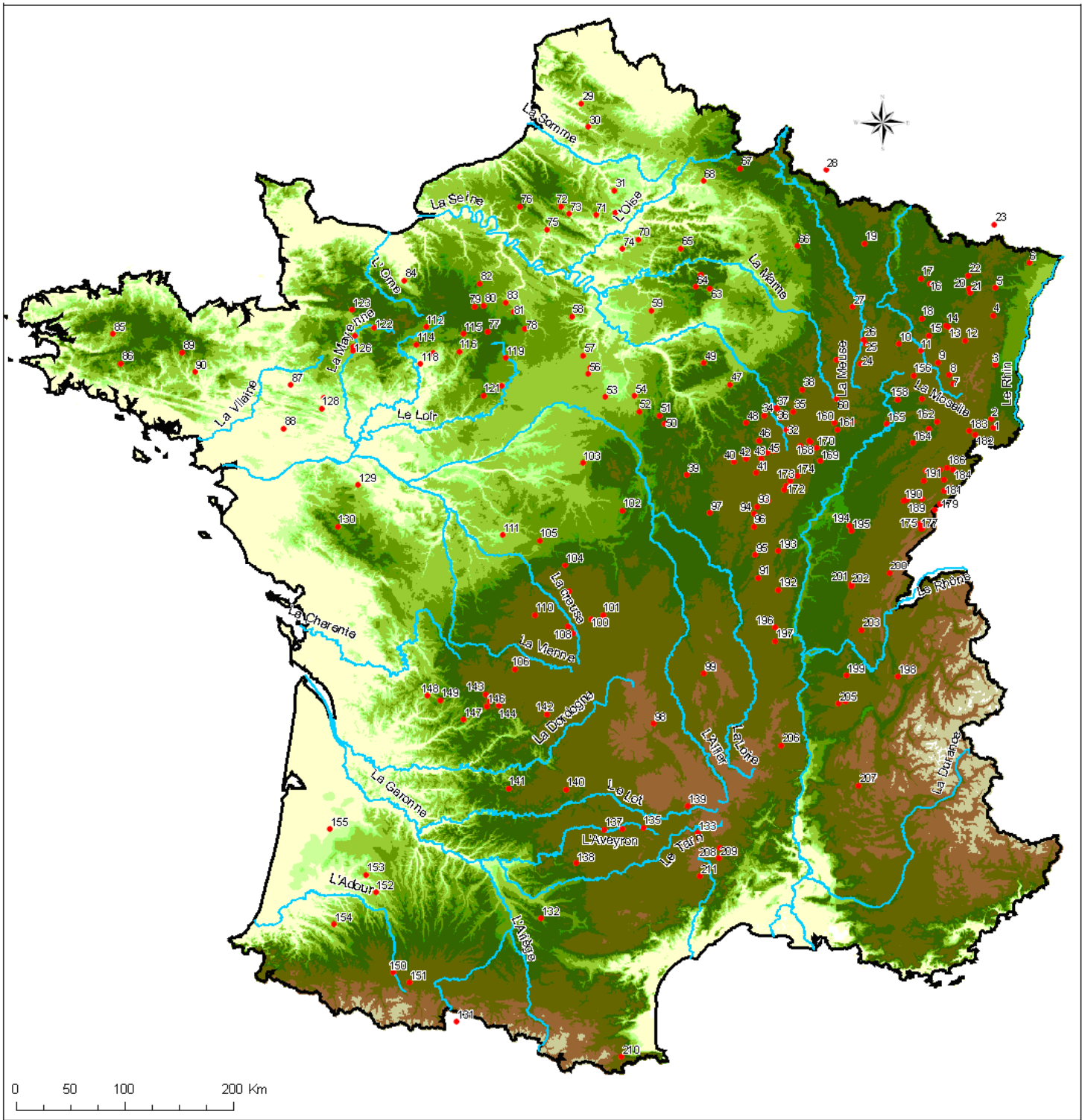
- explicit basis: neighbours share common climate and physiographic characteristics that imprint the hydrological behaviour of a catchment;
- implicit basis: neighbours also share the unobservable or unquantifiable characteristics (underground parameter, geological attributes), which we are often unable to include in the approaches based on physical similarity.

In hydrological forecasting, local discharge data is essential for the two main operations involved in the prediction of uncertain future conditions: (1) the simulation of precipitation into discharge, for which long time series of historic discharges for model setup and calibration are needed, and (2) the updating of forecasts, which takes into account observed



Correspondence to: A. Randrianasolo
 (annie.randrianasolo@cemagref.fr)

Annexe H - Valeurs des C2M/P et localisation géographique des 211 bassins versants



Número	CODE HYDRO	C2M/P	Cours d'eau	Número	CODE HYDRO	C2M/P	Cours d'eau
1	A1080330	59,6	L' ILL A DIDENHEIM	107	L4210710	65,9	LA CREUSE A GLENIC
2	A1310310	53,7	L' ILL A ENSISHEIM	108	L4220710	59	LA GRANDE CREUSE A FRESSELINES
3	A2280350	19,8	L' ILL A STRASBOURG	109	L4411710	64,6	LA PETITE CREUSE A FRESSELINES
4	A2860110	65,4	LA BRUCHE A HOLTZHEIM (2)	110	L5101810	54,5	LA GARTEMPE A BESSINES-SUR-GAR
5	A3472010	41,2	LA ZORN A WALTENHEIM-SUR-ZORN	111	L6202030	54	LA CLAISE AU GRAND-PRESSIONY (2)
6	A3792010	35,5	LA SAUER A BEINHEIM 1020.462	112	M0050620	49,7	LA SARTHE A ST-CENERI-LE-GEREI
7	A4200630	58,8	LA MOSELLE A ST-NABORD	113	M0243010	40,9	L' ORNE SAOSNOISE A MONTBIZOT
8	A4250640	66,5	LA MOSELLE A EPINAL	114	M0250610	52,1	LA SARTHE A NEUVILLE-SUR-SARTH
9	A5110610	59,8	LA MOSELLE A TONNOY	115	M0361510	53,2	L' HUISNE A NOGENT-LE-ROTHOU
10	A5431010	59,1	LE MADON A PULLIGNY	116	M0421510	46	L' HUISNE A MONTFORT-LE-GENSNOI
11	A5730610	59,7	LA MOSELLE A TOUL	117	M0500610	44,1	LA SARTHE A SPAY
12	A6221010	48,3	LA MEURTHE A AZERAILLES	118	M0680610	52,2	LA SARTHE A ST-DENIS-D'ANJOU
13	A6921010	52,6	LA MEURTHE A LANEUEVILLE-DEVA	119	M1041610	47,5	LE LOIR A ST-MAUR-SUR-LE-LOIR
14	A6941020	62,8	LA MEURTHE A MALZEVILLE (2)	120	M1341610	49,4	LE LOIR A FLEE (PORT-GAUTIER)
15	A7010610	64	LA MOSELLE A CUSTINES	121	M1531610	27	LE LOIR A DURTAL
16	A7821010	33,1	LA SEILLE A NOMENY	122	M3060910	67,1	LA MAYENNE A AMBRIERES-LES-VAL
17	A7881010	34,3	LA SEILLE A METZ	123	M3133010	61	LA VARENNE A ST-FRAIMBAULT
18	A7930610	58,7	LA MOSELLE A HAUCONCOURT	124	M3340910	65	LA MAYENNE A L'HUISERIE
19	A8431010	58,7	L' ORNE A ROSSELANE	125	M3600910	63,1	LA MAYENNE A CHATEAU-GONTIER
20	A9091050	43,5	LA SARRE A KESKASTEL	126	M3630910	48,3	LA MAYENNE A CHAMPELLAY
21	A9091060	56,5	LA SARRE A DIEDENDORF	127	M3771810	64	L' OUDON A CHATELAIS (MARCILLE)
22	A9221010	58,8	LA SARRE A SARREINSMING	128	M3851810	68,5	L' OUDON A SEGRE (ECLUSE)
23	A9425050	44,5	LA BLIES A BLIESBRUCK	129	M5222010	60	LE LAYON A ST-LAMBERT-DU-LATTA
24	B1150010	55,5	LA MEUSE A DOMREMY LA PUCELLE	130	M7112410	65,2	LA SEVRE NANTAISE A TIFFAUGES
25	B2130010	44,8	LA MEUSE A COMMERCEY	131	O0010040	24	LA GARONNE A ST-BEAT
26	B2220010	40	LA MEUSE A ST-MIHIEL	132	O2344010	48	LE GIROU A CEPET
27	B3150020	20,8	LA MEUSE A STENAY (2)	133	O3141010	66	LE TARN 0 MOSTUEOULS
28	B6111010	51,8	LA SEMOT A HAULME	134	O3401010	71,4	LE TARN A MILLAU (2)
29	E5400310	24,8	LA CANCHE A BRIMEUX	135	O5092520	55,1	L' AVEYRON A ONET-LE-CHATEAU
30	E5505720	27,1	L' AUTHIE A DOMPIERRE-SUR-AUTH	136	O5192520	57,3	L' AVEYRON A VILLEFRANCHE-DE-R
31	E8400610	25,8	L' AVRE A MOREUIL	137	O5292510	57,4	L' AVEYRON A LAGUEPIE (1)
32	H0100010	50,3	LA SEINE A NOD-SUR-SEINE	138	O5664010	58,4	LE CEROU A MILHARS
33	H0100020	40,9	LA SEINE A PLAINES-ST-LANCE	139	O7101510	60,2	LE LOT A BANASSAC
34	H0203030	43,5	LA LAIGNES AUX RICEYS	140	O8133520	57,1	LE CELE A ORNIAC
35	H0321030	34,8	L' OURCE A AUTRICOURT	141	P2484010	54,7	LE CEU A ST-CYBRANET
36	H0400010	43,6	LA SEINE A BAR-SUR-SEINE	142	P3922510	73	LA CORREZE A BRIVE-LA-GAILLARD
37	H0400020	26,2	LA SEINE A COURTENOT	143	P6161510	73	L' ISLE A MAYAC
38	H1201010	40,4	L' AUBE A BAR-SUR-AUBE	144	P6382510	48,7	L' AUVERGNE AU CHANGE (AUBARED)
39	H2062010	58,3	LE BEUVRON A OUAIGNE (CHAMPMORE)	145	P7001510	63,8	L' ISLE A BASILLAC (CHARRIERAS)
40	H2172320	70,8	LE COUSIN A AVALLON	146	P7041510	63,4	L'ISLE A PERIGUEUX
41	H2322010	61,4	LE SEREIN A BIERRE-LES-SEMUR	147	P7261510	53,8	L' ISLE A ABZAC
42	H2332020	56,1	LE SEREIN A DISSANGIS	148	P8284010	33,2	LA LIZONNE A ST-SEVERIN
43	H2412010	41,5	L' ARMANCON A QUINCY-LE-VICOMT	149	P8312520	55,7	LA DRONNE A BONNES
44	H2442340	60,3	LA BRENNIE A MONTBARD	150	Q0280030	55,8	L' ADOUR A ESTIRAC
45	H2452020	57,6	L'ARMONCON A AISY-SUR-ARMONCON	151	Q0522520	48,6	L' ARROS A GOURGUE
46	H2462020	50,8	L' ARMANCON A TRONCHOY	152	Q2192510	31,1	LE MIDOU A MONT-DE-MARSAN
47	H2473010	39,6	L' ARMANCON A CHESY-LES-PRES	153	Q2593310	45,9	LA MIDOUZE A CAMPAGNE
48	H2482010	41,8	L' ARMANCON A BRIENON-SUR-ARMA	154	Q3464010	45,9	LE LUY A ST-PANDELON
49	H2622010	27,9	LA VANNE A PONT-SUR-VANNE	155	S2242510	57,1	L' EYRE A SALLES
50	H3122010	49,7	L' OUANNE A CHARNY	156	U0124010	66,6	LE CONEY A FONTENOY-LE-CHATEAU
51	H3122020	39,2	L' OUANNE A GY-LES-NONAINS	157	U0474010	53,9	LA LANTERNE A FLEUREY-LES-FAVE
52	H3201010	46,1	LE LOING A CHALETTE-SUR-LOING	158	U0610010	49,6	LA SAONE A RAY-SUR-SAONE
53	H3322010	60,8	LA BEZONDE A PANNES	159	U0724010	51,6	LE SALON A DENEVRE
54	H3621010	43,2	LE LOING A PISY	160	U0924010	50,9	LA VINCEANNE A ST-MAURICE-SUR-
55	H4022020	21	L' ESSONNE A OUGNEVILLE-SUR-E	161	U0924020	42	LA VINCEANNE A OISILLY
56	H4022030	25,2	L' ESSONNE A BOULANCOURT	162	U1044010	69,2	L' OGNON A CHASSEY-LES-MONTBOZ
57	H4042010	22,2	L' ESSONNE A BALLANCOURT-SUR-E	163	U1054010	60,6	L'OGON A BEAUMOTTE AUBERTANS
58	H4252010	35,7	L' ORGE A MORSANG-SUR-ORGE	164	U1084010	47,8	L' OGNON A PESMES
59	H4322030	56,3	L' YERRES A COURTOMER (PARADIS	165	U1120010	31,3	LA SAONE A AUXONNE
60	H5011020	51	LA MARNE A MARNAY-SUR-MARNE	166	U1215030	51,2	L' IGONN A VILLECOMTE
61	H5062010	54,4	LE ROGNON A DOULAIN-SAUCOURT	167	U1224010	51	LA TILLE A ARCEAU (ARCELOT)
62	H5302010	54,1	LE SURMELIN A ST-EUGENE	168	U1224020	46,8	LA TILLE A CESSY-SUR-TILLE
63	H5412010	42	LE PETIT MORIN A MONTMIRAIL	169	U1235020	36,7	LA NORGES A GENLIS
64	H5412020	39,4	LE PETIT MORIN A JOUARRE	170	U1244040	40,7	LA TILLE A CHAMPDOUTRE
65	H5522010	35,6	L' OURCQ A CHOUY	171	U1314010	60,9	L' OUCHE A LA BUSSIÈRE-SUR-OU
66	H6221010	42,4	L' AISNE A GIVRY	172	U1314020	56,9	L' OUCHE A STE-MARIE-SUR-OU
67	H7033010	51	LE THON A ORIGNY-EN-THERACHE	173	U1324010	51,8	L' OUCHE A PLOMBIERES-LES-DJO
68	H7401010	22,7	L' OISE A SEMPIGNY	174	U1334010	49,9	L' OUCHE A TROUHANS
69	H7423710	24,3	L' ARONDE A CLAIROIX	175	U2022010	39,9	LE DOUBS A LA CLUSE-ET-MIJOUX
70	H7513010	21,5	L' AUTOMNE A SAINTINES	176	U2022020	50,6	LE DOUBS A DOUBS
71	H7602010	28,9	LA BRUCHE A NOGENT-SUR-OISE	177	U2102010	50,2	LE DOUBS A VILLE-DU-PONT
72	H7742010	31	LE THERAIN A BEAUVAIS	178	U2122010	34,8	LE DOUBS A GOUMOIS
73	H7742020	19,6	LE THERAIN A MAYSEL	179	U2142010	37	LE DOUBS A GLERE (COURCLAYON)
74	H7813010	21,7	LA NONETTE A COURTEUIL	180	U2215020	50,3	LE DESSOUBRE A ST-HIPPOLYTE
75	H8042010	22,4	L' EPTRE A FOURGES	181	U2222010	50,8	LE DOUBS A MATHAY
76	H8212010	16,5	L' ANDELLE A VASCOEUIL	182	U2334010	54,6	L' ALLAN A FESCHES-LE-CHATEL
77	H9021010	49,6	L' EURE A ST-LUPERCE	183	U2354010	67	L' ALLAN A COURCELLES-LES-MONT
78	H9121010	27,4	L' EURE A CHARPONT	184	U2402010	58,7	LE DOUBS A VOUEAUCOURT
79	H9202010	34,5	L' AVRE A ACON	185	U2425260	49,8	LE CUSANCIN A BAUME-LES-DAMES
80	H9222010	36,7	L' AVRE A MUZY	186	U2512010	57,7	LE DOUBS A BESANCON
81	H9331010	20,1	L' EURE A CAILLY-SUR-EURE	187	U2542010	55,5	LE DOUBS A ROCHEFORT-SUR-NENON
82	H9402030	27,4	L' ITON A NORMANVILLE	188	U2604030	54,8	LA LOUE A VUILLAFANS
83	H9501010	28,3	L' EURE A LOUVIERS	189	U2624010	63,6	LA LOUE A CHENECEY-BULLON
84	I2051040	44	LA DIVES AU MESNIL-MAUGER	190	U2634010	61,9	LA LOUE A CHAMPAGNE-SUR-LOUE
85	J3811810	60,8	L' AULNE A CHATEAUNEUF-DU-FAOU	191	U2722010	56,9	LE DOUBS A NEUBLANS-ABERGEMENT
86	J4742010	60,5	L' ELLE A ARZANO (PONT	192	U3214010	55,2	LA GROSNE A JALOGNY (CLUNY)
87	J7483010	42,5	LA SEICHE A BRUZ (CARCE)	193	U3225010	50,5	LA GUYE A SIGY-LE-CHATEL
88	J7963010	67,9	LE DON A GUEMENE-PENFAO (UZET)	194	U3415030	53,4	LA BRENNIE A SENS-SUR-SEILLE
89	J8202310	57,5	L' OUST A PLEUGRIFFET (LA	195	U3424010	59,1	LA SEILLE A ST-USUGE
90	J8502310	55,2	L' OUST A ST-ORAVE (LE	196	U4624010	63,3	L' AZEROUES A CHATILLON
91	K1173210	53,6	L' ARCONCE A MONTCEAUX-L'ETOIL	197	U4644010	59	L' AZEROUES A LOZANNE
92	K1251810	59,2	L' ARROUX A DRACY-ST-LOUP	198	V1315020	43,1	LA LEYSSE A LA MOTTE-SERVOLEX
93	K1321810	67,7	L' ARROUX A ETANG-SUR-ARROUX	199	V1774010	45,2	LA BOURBRE A TIGNIEU-JAMEYZIEU
94	K1341810	61	L' ARROUX A RIGNY-SUR-ARROUX	200	V2444020	55,4	LA BIENNE A JEURRE
95	K1383010	50,6	LA BOURBINCIE A VITRY-EN-CHAROL	201	V2814020	64,7	LE SURAN A NEUVILLE-SUR-AIN (L
96	K1391810	56,7	L'ARROUX A DIGOUIN	202	V2814030	61,1	LE SURAN A PONT-D'AIN
97	K1773010	55,2	L' ARON A VERNEUIL	203	V2934010	52,4	L' ALBARINE A ST-DENIS-EN-BUGE
98	K2593010	45,1	L' ALAGNON A LEMPDDES	204	V3424310	47,1	LE RIVAL A BEAUFORT
99	K2981910	64,8	LA DORE A DORAT	205	V3434010	26	LES COLLIERES A ST-RAMBERT-D'A
100	K5183010	65,9	LA TARDES A EVAUX-LES-BAINS	206	V3724010	67	LE DOUX A COLOMBIER-LE-VIEUX
101	K5220910	39,9	LE CHER A ST-VICTOR	207	V4264010	58,5	LA DROME A SAILLANS
102	K5552300	46,3	L' YEVRE A SAVIGNY-EN-SEPTAINE	208	V7124010	64,5	LE GARDON DE MALET A GENERARGUES
103	K6492510	37,3	LA SAULDRE A SELLES-SUR-CHER	209	V7135010	64,3	LE GARDON DE ST-JEAN A
104	K7202610	51	L' INDRE A ARDENTES	210	Y0284060	46,1	LE TECH A AROELES-SUR-MER
105	K7312610	20,8	L' INDRE A ST-CYRAN-DU-JAMBOT	211	Y2102010	61,7	L' HERAULT A LAROCQUE
106	L0563010	48,3	LA BRIANCE A CONDAT-SUR-VIENNE				

