

Création d'un jumeau numérique d'un système de réfrigération et validation expérimentale : application à la détection de fuites

Etienne Haddad

► To cite this version:

Etienne Haddad. Création d'un jumeau numérique d'un système de réfrigération et validation expérimentale : application à la détection de fuites. Energie électrique. Université Paris sciences et lettres, 2021. Français. NNT : 2021UPSLM067 . tel-03728391

HAL Id: tel-03728391 https://pastel.hal.science/tel-03728391

Submitted on 20 Jul2022

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.



THÈSE DE DOCTORAT DE L'UNIVERSITÉ PSL

Préparée à Mines Paristech

Création d'un jumeau numérique d'un système de réfrigération et validation expérimentale : application à la détection de fuites

Soutenue par Etienne HADDAD

Le 17 Décembre 2021

Ecole doctorale n° 621

Ingénierie des Systèmes, Matériaux, Mécanique, Énergétique

Composition du jury :

Laurence, FOURNAISON Directrice de Recherche, INRAE

Présidente du jury

Vincent, LEMORT Professeur, Université de Liège

Rapporteur

Rapporteur

Brice, TREMEAC Maitre de Conférences, CNAM

Assaad, ZOUGHAIB Professeur, PSL University-Mines Paristech

Directeur de thèse

Spécialité

Énergétique et Génie des Procédés



Remerciements

Ce manuscrit n'aura pas été possible sans le soutien scientifique et moral des personnes citées ci-dessous. Une thèse n'est jamais un travail individuel.

D'abord, je tiens à remercier Assaad ZOUGHAIB, mon directeur de thèse, de m'avoir intégré dans son équipe. Je te remercie de m'avoir aidé à évoluer dans le domaine scientifique, et d'avoir été toujours disponible pour des discussions et des conseils instructifs (scientifiques et sociaux). Je remercie aussi vivement Florent BREQUE de m'avoir encadré intensivement durant ma première année de thèse.

Je tiens ensuite à remercier les membres du jury : Pr. Laurence FOURNAISON, Pr. Vincent LEMORT et Pr. Brice TREMEAC d'avoir accepté d'examiner mon manuscrit et d'évaluer le travail présenté.

Aussi, je tiens à remercier Maroun NEMER, le directeur du Centre d'Efficacité énergétique des Systèmes (CES), qui m'a donné l'opportunité de travailler sur des thèmes assez variés et intéressants en parallèle de mon doctorat.

Un grand merci pour les amis et les collègues du CES qui ont rendu ces trois ans très agréables : Christelle, Rabih, Joe (TBL), Samer (Le Chef), Ghiwa, Haytham, Matthieu, Grégorie, Hussein, Jean-Paul, Rasha, Rachelle, Rita, Joelle, Charbel, Luca, Rupu, Egoï, Rodrigo et Florian. Un remerciement spécial au Dr. Ramy Khadra qui a laissé un effet remarquable dans ma vie.

Une très grande appréciation aux équipes techniques et administratives sans lesquelles « on serait tous perdus » : Frank Fayolle, Philippe Calvet, Rocio Valdez Carranza, Marie-Astrid Krames et Isabelle Focquenoey.

Ensuite, un remerciement à mes amis de la vie quotidienne en France : Alaa, Anthony, Eliane, Elie, Joe & Joe, Joya, Marianne, Matta, Nassif, Nelly, Paul, Ramy, Ramzi, Samir, Tina, Vanessa, Yara, Yazbeck (la famille) et Youssef. Un merci spécial à Jennifer pour son soutien continu. Et le plus grand merci au combito Emile.

Un grand remerciement à mes amis au Liban : Daniel, Ibrahim, Moussa, Rawad, Thomas et Youssef.

Enfin, à ma très chère famille : mon Père Milad qui m'a appris à prendre mon temps pour analyser et évaluer, ma mère Hoda qui a vécu trois ans très difficiles et qui m'a appris la patience et la force, ma sœur Sarah (Docteur 1) qui m'a toujours soutenu d'une manière incroyable, et mon frère Sylvain (Docteur 2) qui m'a guidé pendant chaque étape de ma vie, rien ne serait possible sans vous. Cette thèse est votre travail. Soyez en fiers.

Table des Matières

Remerci	ements	i
Table de	s Matières	.iii
Liste des	Figures	.vi
Liste des	Tableaux	.ix
Nomenc	lature	.xi
Chapitre	1	. 1
1.1	Les systèmes de réfrigération : un impact énergétique non négligeable	. 1
1.2	Les systèmes de réfrigération : un impact environnemental indéniable	. 4
1.2.	1 L'appauvrissement de la couche d'ozone	. 4
1.2.	2 Le réchauffement planétaire	. 5
1.3	La détection de fuites dans les systèmes de refroidissement	. 7
1.4	L'intérêt d'emploi des systèmes de détection de fuites	. 7
1.4.	1 Satisfaire les nouvelles normes et réglementations	. 8
1.4.	2 Réaliser des économies	10
1.4.	3 Préserver l'environnement	10
1.5	Systèmes de détection de fuites employés	13
1.5.	1 Systèmes de détection de fuites : Les méthodes directes	14
1.5.	2 Systèmes de détection de fuites : Les méthodes indirectes	16
1.6	Etapes à suivre pour assurer un bon contrôle d'étanchéité	18
1.7	Méthodologie d'emploi des systèmes experts	20
1.8	Systèmes de FDD appliqués aux systèmes de réfrigération : une étude bibliographique	21
1.9	Problématique de la thèse	25
1.10	Conclusion	28
Chapitre	2	30
2.1	Stratégies de modélisation	31

2	.2	Modélisation des composants du système de refroidissement	37
	2.2.1	Les échangeurs de chaleur	37
	2.2.2	Le compresseur	73
	2.2.3	La vanne de détente	74
	2.2.4	La bouteille liquide	74
2	.3	Stratégie de résolution du modèle global	75
	2.3.1	Système de refroidissement sans bouteille liquide	75
	2.3.2	Système de refroidissement avec bouteille liquide	77
2	.4	Conclusion	78
Cha	pitre	3	80
3	.1	Description du banc expérimental	80
3	.2	Description du système et des tests réalisés	81
	3.2.1	Tests de validation de la machine aux conditions nominales	82
	3.2.2	Validation et calage du modèle numérique par rapport à la machine	85
	3.2.3	Tests de l'effet de la charge sur les paramètres du système	89
	3.2.4	Distribution de la charge	96
	3.2.5	Etude d'incertitude	97
3	.3	Cas d'études numériques d'un système contenant une bouteille liquide	100
	3.3.1	Système contenant une bouteille liquide aux dimensions réelles	101
	3.3.2	Système contenant une bouteille liquide à des dimensions réduites	103
	3.3.3	Système multi-évaporateurs avec bouteille liquide (dimensions réduites)	105
	3.3.4	Système à compresseur à vitesse variable	108
3	.4	Conclusion	109
Cha	pitre	4	111
4	.1	Etude de sensibilité des paramètres du système à la variation de la charge	111
4	.2	Etude bibliographique sur les méthodes d'apprentissage statistique	117
	4.2.1	L'apprentissage supervisé	118
	4.2.2	L'apprentissage non supervisé	121
	4.2.3	Le Deep Learning	122
	4.2.4	Le choix du modèle d'apprentissage statistique	123
4	.3	Développement du modèle statistique d'apprentissage	124
	4.3.1	Données d'entrée : la haute pression	126
	4.3.2	Données d'entrée : la haute pression et la température ambiante	126

4.3.3 refroidiss	Données d'entrée : la haute pression, la température ambiante, le degré de sous- sement et la température d'entrée de glycol	. 127
4.3.4 refroidiss	Données d'entrée : la haute pression, la température ambiante, le degré de sous- sement, la température d'entrée de glycol et le COP	. 128
4.3.5	Résultat d'une régression linéaire multi variable	. 130
4.4 App	lication	. 130
4.5 Alle	r plus loin : Détection et diagnostique des erreurs (FDD)	. 132
4.5.1	L'encrassement du condenseur	. 132
4.5.2	La chute du rendement du compresseur	. 134
4.6 Con	clusion	. 136
Conclusion et	Perspectives	. 138
Bibliographie		. 143

Liste des Figures

Figure 1.1 : Nombre de machines thermodynamiques (compression de vapeur) par secteur	2
Figure 1.2 : Répartition de la consommation électrique du secteur de réfrigération	3
Figure 1.3 : Comparaison de la consommation électrique du secteur de réfrigération à celle des autres	
secteurs [16]	4
Figure 1.4 : L'impact financier d'une fuite de réfrigérant au fil du temps [25]	. 10
Figure 1.5 : Etapes à suivre pour assurer un bon contrôle d'étanchéité	. 19
Figure 1.6 : Les étapes de fonctionnement d'un système expert développé	. 21
Figure 1.7 : Principe de fonctionnement du système de FDD [37]	23
Figure 1.8 : Méthode actuellement employée et méthode proposée pour obtenir un système expert	
développé de détection de fuites	26
Figure 1.9 : Méthode de conception d'un système expert avec la méthode "in the loop"	. 27
Figure 2.1 : Configurations co-courant et contre-courant [50]	. 32
Figure 2.2 : Etapes à suivre pour appliquer la méthode LMTD	. 32
Figure 2.3 : Discrétisation d'un canal de l'échangeur côté fluide de travail	37
Figure 2.4 : L'évolution du régime d'écoulement durant l'évaporation [52]	40
Figure 2.5 : L'évolution du fluide durant la condensation en cas homogène	41
Figure 2.6 : L'évolution du fluide durant la condensation en cas de Slip Ratio différent de 1	42
Figure 2.7 : L'évolution du taux de vide et du titre de vapeur dans les mailles durant l'évaporation	45
Figure 2.8 : La masse totale du fluide dans l'échangeur estimée durant l'évaporation	46
Figure 2.9 : L'évolution du taux de vide et du titre de vapeur dans les mailles durant la condensation	47
Figure 2.10 : La masse totale du fluide dans l'échangeur estimée durant la condensation	47
Figure 2.11 : Représentation générique du circuitage d'un échangeur à tubes ronds ailettés	48
Figure 2.12 : Discrétisation des ailettes	49
Figure 2.13 : La variation du coefficient de transfert de chaleur moyen en fonction du débit massique	53
Figure 2.14 : La variation du coefficient de transfert de chaleur en fonction du titre de vapeur	53
Figure 2.15 : La variation du coefficient de transfert de chaleur moyen en fonction du débit massique	55
Figure 2.16 : La variation du coefficient de transfert de chaleur en fonction du titre de vapeur	55
Figure 2.17 : La variation des pertes de pression en fonction du débit massique	57
Figure 2.18 : L'évolution du coefficient de transfert de chaleur côté air en fonction du débit massique c	de
l'air	62
Figure 2.19 : L'évolution des pertes de pression côté air en fonction du débit de ce dernier	67
Figure 2.20 : Comparaison des puissances de condensation avec l'expérimental	. 70
Figure 2.21 : Les coefficients de transfert de chaleur calculés par les différentes corrélations	70
Figure 2.22 : Les pertes de pression expérimentaux et numériques	71
Figure 2.23 : Comparaison des puissances de l'évaporation avec l'expérimental	72
Figure 2.24 : Les coefficients de transfert de chaleur calculés par les différentes corrélations	.72

Figure 2.25 : Les pertes de pression expérimentaux et numériques	73
Figure 2.26 : système de refroidissement sans bouteille	75
Figure 3.1 : Configuration du banc expérimental	81
Figure 3.2 : Graphique représentant les puissances théoriques (estimés par le logiciel du fabricant) et	
expérimentales en fonction de la température ambiante	83
Figure 3.3 : Graphique représentant les COP théoriques et expérimentaux en fonction de la températion	ure
ambiante	84
Figure 3.4 : Graphe représentant la moyenne des puissances frigorifiques calculées par la méthode	
Monte-Carlo avec les barres d'erreurs	85
Figure 3.5 : Représentation générique du circuitage d'un échangeur à tubes ronds ailettés	86
Figure 3.6 : Représentation générique du circuitage d'un échangeur à plaques [91]	87
Figure 3.7 : Graphique représentant les puissances de condensation numériques (estimées par le	
modèle) et expérimentales en fonction de la température ambiante	88
Figure 3.8 : Graphique représentant les puissances d'évaporation numériques (estimées par le modèle	e)
et expérimentales en fonction de la température ambiante	89
Figure 3.9 : Evolution de la HP en fonction de la surcharge	90
Figure 3.10 : Evolution du sous refroidissement en fonction de la surcharge	91
Figure 3.11 : Evolution de la puissance d'évaporation en fonction de la surcharge	91
Figure 3.12 : Evolution du COP en fonction de la surcharge	91
Figure 3.13 : HP expérimentale et HP calculée à partir de Lockhart Martinelli	95
Figure 3.14 : Sous ref expérimental et sous ref calculé à partir de Lockhart Martinelli	96
Figure 3.15 : Résultats expérimentaux et numériques à 405 g surcharge	100
Figure 3.16 : Représentation d'un système multi-évaporateurs	106
Figure 4.1 : Evolution numérique de la haute pression en fonction de la température ambiante et de la	а
charge	112
Figure 4.2 : Evolution numérique du degré de sous refroidissement en fonction de la température	
ambiante et de la charge	113
Figure 4.3 : Evolution numérique du COP en fonction de la température ambiante et de la charge	114
Figure 4.4 : Matrice de corrélation à 15 °C	115
Figure 4.5 : Matrice de corrélation à 25 °C	115
Figure 4.6 : Matrice de corrélation à 38 °C	116
Figure 4.7 : Evolution numérique du COP en fonction de la charge de réfrigérant à température ambia	inte
constante	117
Figure 4.8 : Exemple de l'hyperplan dans la méthode SVM [136]	120
Figure 4.9 : Exemple d'une classification k-NN	121
Figure 4.10 : Représentation du réseau de neurones [159]	122
Figure 4.11 : Domaine d'application des méthodes d'apprentissage statistique	123
Figure 4.12 : Estimation de la masse totale de réfrigérant en utilisant la haute pression comme	
paramètre d'entrée	126
Figure 4.13 : Estimation de la masse totale de réfrigérant en utilisant la haute pression et la températion	ure
ambiante comme paramètres d'entrée	127
Figure 4.14 : Estimation de la masse totale de réfrigérant en utilisant la haute pression, la température	e
ambiante, le degré de sous-refroidissement et la température d'entrée de glycol comme paramètres	
d'entrée	128

Figure 4.15 : Estimation de la masse totale de réfrigérant en utilisant la haute pression, la températu ambiante, le degré de sous-refroidissement, la température d'entrée de glycol et le COP comme	re
paramètres d'entrée	. 129
Figure 4.16 : Estimation de la masse totale de réfrigérant pour les cinq températures d'entrée de glye	col
	. 129
Figure 4.17 : Résultats de la régression linéaire multi variable	. 130
Figure 4.18 : Masses expérimentales et masses estimées par le modèle statistique	. 131
Figure 4.19 : Matrice de corrélation entre le débit de l'air, la haute pression, le degré de sous-	
refroidissement et le COP	. 133
Figure 4.20 : Masse estimée et masse réelle en variant le débit volumétrique de l'air au condenseur .	. 134
Figure 4.21 : Matrice de corrélation entre le rendement isentropique du compresseur, la haute press	sion,
le degré de sous-refroidissement et le COP	. 135
Figure 4.22 : Masse estimée et masse réelle en variant le rendement isentropique du compresseur	. 136

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 : PRP de plusieurs réfrigérants communs dans l'industrie	6
Tableau 1.2 : Méthodes de détection de fuites	14
Tableau 1.3 : Avantages et inconvénients des méthodes directes de détection de fuites	16
Tableau 1.4 : Avantages et inconvénients des méthodes indirectes de détection de fuites	18
Tableau 2.1 : Avantages et inconvénients des stratégies de modélisation d'échangeurs de chaleur	36
Tableau 2.2 : Corrélations basées sur le Slip Ratio	43
Tableau 2.3 : Corrélations basées sur Lockhart-Martinelli	44
Tableau 2.4 : Corrélations $f(lpha h)$	44
Tableau 2.5 : Corrélations divers	45
Tableau 3.1 : Résultats expérimentaux des tests de validation	83
Tableau 3.2 : Résultats estimés par le logiciel du fournisseur	83
Tableau 3.3 : Résultats de la méthode Monte-Carlo	85
Tableau 3.4 : Géométrie détaillée du condenseur	86
Tableau 3.5 : Corrélations utilisées pour le modèle du condenseur	87
Tableau 3.6 : Géométrie détaillée de l'évaporateur	87
Tableau 3.7 : Corrélations utilisées pour le modèle de l'évaporateur	87
Tableau 3.8 : Résultats expérimentaux des tests de validation	88
Tableau 3.9 : Résultats estimés par le modèle numérique	88
Tableau 3.10 : Résultats expérimentaux des tests de surcharge	90
Tableau 3.11 : Paramètres d'entrée des différents composants	92
Tableau 3.12 : Résultats des simulations numériques à 0 g surcharge	93
Tableau 3.13 : Résultats des simulations numériques à 75 g surcharge	93
Tableau 3.14 : Résultats des simulations numériques à 235 g surcharge	94
Tableau 3.15 : Résultats des simulations numériques à 405 g surcharge	94
Tableau 3.16 : Résultats des simulations numériques à 575 g surcharge	94
Tableau 3.17 : Distribution de la charge dans les différents composants aux différentes surcharges	96
Tableau 3.18 : Variation de la charge dans les différents composants aux différentes surcharges	97
Tableau 3.19 : Paramètres présentant une incertitude relative à l'étude	98
Tableau 3.20 : Comparaison entre les résultats expérimentaux et numériques	98
Tableau 3.21 : Résultats des simulations du système avec bouteille à différentes températures ambi	antes
	102
Tableau 3.22 : Densités sortie condenseur aux différentes températures ambiantes	102
Tableau 3.23 : Résultats des simulations du système avec bouteille à différentes températures d'ent	trées
glycol	103
Tableau 3.24 : dP mesurée en fonction de la masse totale	103
Tableau 3.25 : Résultats des simulations du système avec bouteille à dimensions réduites	104
Tableau 3.26 : Pressions de condensation à différentes températures ambiantes	104
Tableau 3.27 : Résultats des simulations du système à deux cas extrêmes	105

Tableau 3.28 : dP mesurée en fonction de la masse totale 1	105
Tableau 3.29 : Système utilisant un seul évaporateur 1	06
Tableau 3.30 : Système utilisant deux évaporateurs 1	06
Tableau 3.31 : Système utilisant deux évaporateurs et un ventilateur à vitesse variable 1	07
Tableau 3.32 : Résultats des simulations du système avec compresseur à vitesse variable 1	08
Tableau 3.33 : Résultats des simulations du système à deux cas extrêmes 1	08
Tableau 3.34 : Résultats des simulations en utilisant la corrélation de Xu et al	108

Nomenclature

Symbole	Description	Unité
A	Surface	m²
A ₀	Surface de transfert de chaleur pour un appareil	m²
Ac	Section de flux transversal pour un appareil	m²
A _f	Surface totale des ailettes	m²
At	Surface du tube	m²
Cp	Capacité thermique massique	J.kg ⁻¹ .K ⁻¹
D _h	Diamètre hydraulique	m
D _m	Hauteur du tube	m
dP	Gradient de pression	Ра
f	Facteur de frottement de Colburn	
F _d	Profondeur de l'ailette (fin depth)	m
Fp	Pas d'ailette (fin pitch)	m
Ft	Épaisseur de l'ailette	m
G	Flux massique	kg.s ⁻¹ .m ⁻²
g	Accélération gravitationnelle	m.s ⁻²
Н	Coefficient de transfert de chaleur	W.m ⁻² .K ⁻¹
h	Enthalpie massique	J.kg⁻¹
Ht	Hauteur	m
К	Ratio d'entraînement	
L	Longueur	m
L _h	Hauteur de l'ailette persienne (louver height)	m
Լլ	Longueur de l'ailette persienne (louver length)	m
Lp	Pas de l'ailette persienne (louver pitch)	m
M _{mole}	Masse molaire	kg.mol⁻¹
M ; m	Masse	kg
'n	Débit massique	kg.s⁻¹
Ν	Nombre de lignes (rows)	
Р	Pression	Ра
Ре	Périmètre	m
Q	Puissance	W
<i>Q</i>	Energie	J
q	Densité surfacique de flux de chaleur	W.m⁻²
S	Taux de glissement	
Т	Température	К
T _d	Largeur du tube	m
T _p	Pas transversal du tube	m

t	Epaisseur du tube	m
U	Vitesse	m.s⁻¹
V	Volume	m ³
W	Puissance électrique du compresseur	W
Wa	Amplitude de la vague	m
Wp	Pas de la vague	m
х	Titre de vapeur	kg/kg

Lettres Grecques

α	Taux de vide	
Δ	Différence	
д	Dérivée partielle	
Е	Efficacité de l'échangeur	
η	Efficacité des ailettes ; Rendement	
μ	Viscosité dynamique	Pa.s
ρ	Masse volumique	kg.m⁻³
λ	Conductivité thermique	W.K ⁻¹ .m ⁻¹
Φ	Angle d'inclinaison du tube	deg
ф	Humidité relative	
θ	Angle de persienne (Louver angle)	deg

Indices ou puissances

асс	Accélération
aléa	Aléatoire
bout	Bouteille liquide
с	Caloporteur
ch	Chaud
comp	Compresseur
cond	Condenseur
conv	Convectif
dét	Détendeur
e	Entrée
évap	Evaporateur
exp	Expansion valve
f	Fluide de travail
fr	Froid
fric	Frottement
g	Vapeur
h	Homogène
in	Entrée ; Intérieur
ls	Isentropique
k	Indice de la maille
1	Liquide
m	Mélange
max	Maximale
n	Nombre de mailles

nuc	Nucléée
out	Sortie ; Extérieur
r	Réfrigérant
red	Réduit
S	Sortie
tp	Two phase (diphasique)
tot	Totale
vol	Volumétrique
w	Paroi de l'échangeur
2φ	Diphasique

Abréviations

ADEME	Agence de l'environnement et de la maîtrise de l'énergie
СОР	Coefficient of performance
Cyl	Cylindrée
HP	Haute Pression
MCHX	Mini Channel Heat Exchanger
NUT	Nombre d'unités de transfert
RTHX	Round Tube Heat Exchanger
РНХ	Plate Heat Exchanger

Nombres Adimensionnels

Во	Nombre d'ébullition
Fr	Nombre de Froude
j	Facteur de Colburn
Nu	Nombre de Nusselt
Pr	Nombre de Prandtl
Re	Nombre de Reynolds
We	Nombre de Weber
X _{tt}	Paramètre de Lockhart et Martinelli

Chapitre 1

1.1 Les systèmes de réfrigération : un impact énergétique non négligeable

Depuis des siècles, le confort et la santé des humains constituent une cible principale pour les développements scientifiques. En effet, les moyens de transport, les moyens de communication, l'électricité, etc. ont tous été conçus pour faciliter la vie quotidienne. Un domaine qui ne déroge pas à la règle est le domaine thermique et plus précisément la réfrigération, la climatisation et le réchauffement.

Historiquement, le premier système de réfrigération a été développé par William Cullen en 1755, qui a utilisé une pompe pour créer un vide partiel dans une bouteille contenant de l'éther diéthylique. L'éther s'est évaporé, absorbant la chaleur de l'environnement [1]. En 1834, le premier cycle de réfrigération (vapour-compression cycle) a été développé par Jacob Perkins [2]. Selon un rapport de l'ADEME [3], la première application des systèmes de froid était la production de glace pour l'industrie. Depuis, ces systèmes ont été étudiés en continu et intégrés dans plusieurs domaines. Cela est dû à leur importance pour la chaine alimentaire, le confort thermique humain, et leur potentiel d'amélioration.

En effet, les systèmes de refroidissement (ou les pompes à chaleur) sont employés dans les moyens de transport, le secteur des bâtiments, le secteur commercial, la pharmaceutique, l'agroalimentaire et l'agriculture, ainsi que le secteur industriel etc. A cause de leur importance et leur nécessité, ces systèmes présentent souvent des contraintes. Dans le domaine des voitures électriques par exemple, le chauffage de la cabine en hiver constitue toujours un défi majeur pour les ingénieurs : l'absence de la chaleur générée par un moteur à combustion interne impose l'utilisation d'une résistance électrique (qui consomme une large puissance), ou d'une pompe à chaleur pour assurer le chauffage. Or l'emploi de la pompe à chaleur présente un problème du givrage de l'air au niveau de l'évaporateur. Des défis similaires existent aussi dans les autres domaines, soit au niveau de la conception soit de la maintenance.

Malgré les complexités associées à ces systèmes, en 2020, le marché des pompes à chaleur a représenté 2.5 milliards d'euros en France. Cela représente 0.1% du produit intérieur brut (PIB). En 2016, un total de 2 022 000 pompes à chaleur était en service en France. A une échelle mondiale, les ventes associées aux équipements de conditionnement d'air, de production de froid et de pompes à chaleur représentent environ 300 milliards dollars ou 0.4% du PIB mondial [3]. En 2016, le nombre de systèmes à compression de vapeur est estimé à plus de 3 milliards : 1,5 milliard de réfrigérateurs ménagers, 700 millions de véhicules automobiles climatisés [4], 600 millions de climatiseurs, 140 millions de pompes à chaleur (PAC), 90 millions de ventes frigorifiques et 4 millions camions frigorifiques [5] (Figure 1.1).



Figure 1.1 : Nombre de machines thermodynamiques (compression de vapeur) par secteur

Aussi, le domaine des systèmes de compression de vapeur est un employeur majeur : selon la littérature [6]–[8], 12 millions personnes travaillent dans ce secteur. Cela veut dire que pour 1000 personnes, 4 sont impliqués dans la fabrication, l'installation et la maintenance des systèmes de production de froid. Cette proportion est plus élevée dans certains pays plus chauds comme l'Australie, où 17 personnes sur 1000 travaillent dans le domaine du froid. Ce nombre est en croissance continue dans les pays développés et ceux en développement.

Les systèmes de production de froid et notamment les climatiseurs jouent aussi un rôle vital dans la vie quotidienne. Par exemple, depuis les années 1950, le nombre de décès aux Etats-Unis associé à la chaleur a diminué de 80%. Aussi, selon des rapports de l'IIF, la qualité de l'air à l'intérieur des bureaux affecte la performance des personnes [9], [10]. En Chine, une hausse remarquable dans les ventes de climatiseurs existe depuis 30 ans : en 1990, les climatiseurs étaient installés dans moins de 1% des ménages urbains alors qu'aujourd'hui, ce chiffre est proche de 100% [11]. D'un point de vue économique, la valeur du marché mondial des climatiseurs est passé de 72,3 milliards euros en 2012, à 82 milliards euros en 2017, soit une hausse de 13,4% [12].

L'importance du froid pour la sécurité alimentaire et sanitaire est remarquable : en effet, parmi les 5,5 à 6 milliards de tonnes de denrées alimentaires produites mondialement chaque année, environ 1,8 milliard nécessitent une chaîne du froid. Parmi ces derniers, seuls 400 millions de tonnes répondent à cette exigence [7]. Cela équivaut à des pertes énormes d'environ 23% mondialement, et qui dépassent 40% en Inde et 50% dans certains pays d'Afrique. Les pertes de 1,3 milliard de tonnes de denrées alimentaires génèrent 3,6 milliards de tonnes équivalent CO₂. Il faut noter aussi que 2 milliards de personnes au monde sont mal nourries. Economiquement parlant, le marché des surgelés évalué à 225 milliards USD en 2012, a atteint 294 milliards USD en 2019 en raison des taux de croissance très élevés au Brésil, en Chine, en Inde et au Mexique [13].

Au niveau du secteur de santé, 80% des médicaments les plus vendus au monde nécessitent une conservation sous une température dirigée. Un exemple récent est le vaccin de Pfizer, qui doit être stocké sous une température entre 2°C et 8°C [14]. Le froid est aussi très important pour les nouvelles

technologies biotechnologies et thérapies cellulaires. Dans les bâtiments hospitaliers, la cryochirurgie (notamment la cryo-ablation) a montré des taux de guérison élevés chez les patients atteints d'un cancer.

Au niveau de l'industrie, l'amélioration des technologies du domaine de congélation et de réfrigération a conduit au développement de nouveaux marchés alimentaires. En effet, la production annuelle mondiale des produits surgelés et congelés, des crèmes glacées et des poissons congelés ou surgelés a atteint 100 millions de tonnes en 2010. Aussi, le froid est utilisé dans les procédés de fabrication, dans les mines, la chimie, l'électronique, la métallurgie, etc. Le froid est aussi nécessaire pour le refroidissement des serveurs et des infrastructures de télécommunication. En effet, 50% de la consommation électrique des centres de stockage de données est utilisée pour leur refroidissement [15]. Dans le domaine de l'énergie industrielle, les techniques de cryogénie permettent la liquéfaction du gaz naturel, ce qui rend son transport plus facile et plus économique.

Le froid est aussi utilisé pour préserver la biodiversité avec la cryoconservation des ressources génériques. Il est aussi utilisé pour conserver des instruments de musique et des œuvres d'art. Dans le domaine du sport, on trouve le froid aussi notamment sur les pistes de ski artificielles. Par exemple, la station de Ski de Dubaï possède 21 systèmes d'enneigement qui produisent 30 tonnes de neige fraîche artificielle chaque jour.

Il est évident que l'utilisation des moyens de production du froid dans des domaines assez nombreux et diversifiés, implique une consommation énergétique non négligeable. En effet, le secteur de réfrigération (y compris la climatisation) consomme environ 17,2% de l'électricité totale utilisée dans le monde. La figure 1.2 représente la répartition de cette consommation sur trois secteurs principaux : le résidentiel, le tertiaire et l'industriel. La figure 1.3 compare la consommation d'électricité liée au secteur de la réfrigération (17,2%) à la consommation d'électricité d'autres secteurs.



Figure 1.2 : Répartition de la consommation électrique du secteur de réfrigération



Figure 1.3 : Comparaison de la consommation électrique du secteur de réfrigération à celle des autres secteurs [16]

*Secteur de réfrigération exclu

Dans la partie précédente, nous avons détaillé les champs d'applications du domaine de froid et l'impact énergétique important de ce dernier. Un tel impact énergétique est sûrement associé à un impact environnemental non négligeable.

1.2 Les systèmes de réfrigération : un impact environnemental indéniable

L'appauvrissement de la couche d'ozone et le réchauffement planétaire (ou plus précisément le changement climatique) sont des préoccupations environnementales majeures ayant d'importantes implications pour le développement futur des industries de réfrigération. Durant les décennies dernières, l'effet des actions visant à réduire l'appauvrissement de la couche d'ozone a été évident. Actuellement, les conséquences de la tentative de réagir également pour réduire les émissions de gaz à effet de serre, commencent à être pleinement appréciées.

1.2.1 L'appauvrissement de la couche d'ozone

La première préoccupation environnementale majeure qui a affecté les industries de la réfrigération a été l'appauvrissement de la couche d'ozone en raison de l'émission de produits chimiques synthétiques dans

l'atmosphère. Depuis plus de 45 ans, Molina et Rowland [17] ont proposé que l'émission de produits chimiques chlorés dans l'atmosphère pouvait endommager la couche d'ozone stratosphérique. Par la suite, un vaste programme mondial de surveillance de l'ozone stratosphérique a confirmé qu'il existe un épuisement de la couche, notamment au printemps dans l'Antarctique.

En conséquence, une série d'accords intergouvernementaux [18] ont été mis en place, à partir de la convention de Vienne en 1985 portante sur la protection de la couche d'ozone et le protocole de Montréal en 1987 relatif aux substances qui appauvrissent la couche d'ozone. Ils ont été suivis par les amendements de Londres, Copenhague, Vienne, Montréal et Pékin de 1990, 1992, 1995, 1997 et 1999.

À la suite du protocole de Montréal et de ses ajustements, des mesures ont été prises pour réduire la production et l'utilisation de matériaux à fort potentiel d'appauvrissement de la couche d'ozone (PDO). D'abord, les halons ont été interdits, puis les chlorofluorocarbures (CFC) (R11, R12, R113, R114, R115), et ensuite les hydrochlorofluorocarbures (HCFC) (R-22, R-123 etc.). A noter que certains HCFC sont toujours utilisés dans plusieurs pays non développés. Ces actions ont été appliquées différemment dans différentes parties du monde, et il y a des exigences différentes pour les pays en développement et les pays industrialisés.

Pour les HCFC, les dates d'élimination officielles sont 2030 pour les pays industrialisés et 2040 pour les pays en développement. À Montréal, l'UE a fait pression pour une date d'élimination des HCFC plus tôt (2015), mais celle-ci a été rejetée suite à l'opposition des États-Unis, du Canada et de certains pays en développement. La proposition de l'UE était basée sur la disponibilité croissante de substituts pour les HCFC non appauvrissants de la couche d'ozone, et sur des preuves récentes que de nombreux HCFC sont extrêmement toxiques après une exposition régulière. Aussi, différents pays ont adopté leurs propres stratégies d'élimination. Par exemple, l'Allemagne a interdit l'utilisation du R-22 dans les nouvelles usines depuis l'an 2000.

1.2.2 Le réchauffement planétaire

Le problème d'appauvrissement de la couche d'ozone étant majoritairement résolu dû aux strictes réglementations depuis les années 2000, le deuxième problème environnemental majeur est le changement climatique ou le réchauffement planétaire.

Le réchauffement climatique est dû à l'effet de serre. Lorsque les rayonnements solaires arrivent sur la terre, environ 30% sont réfléchis dans l'espace et la majeure partie restante passe par l'atmosphère vers le sol. Cela réchauffe la Terre, qui se comporte alors approximativement comme un corps noir, rayonnant de l'énergie avec un pic spectral dans l'infrarouge. Ce rayonnement infrarouge ne peut pas traverser l'atmosphère en raison de l'absorption par la vapeur d'eau, le dioxyde de carbone et d'autres absorbeurs infrarouges. En conséquence, l'énergie thermique est piégée et la température de la surface de la terre sera plus élevée qu'elle ne le serait sans la couverture isolante de l'atmosphère.

Le réchauffement climatique est une bonne chose en soi et permet à la vie d'exister dans toute sa variété. Le problème est que les activités de l'homme augmentent la concentration de dioxyde de carbone et d'autres gaz à effet de serre dans l'atmosphère, ce qui entraîne une augmentation de la quantité de rayonnement infrarouge absorbé et entraîne une augmentation des températures atmosphériques. Cela cause des changements climatiques à long terme.

Cependant, quelle est la relation entre le réchauffement planétaire et l'industrie de réfrigération ? En effet, les réfrigérants utilisés possèdent un potentiel de réchauffement planétaire (PRP) ou GWP en anglais (Global Warming Potential). Le PRP a été développé pour permettre une comparaison entre l'impact du réchauffement planétaire de différents gaz. Plus précisément, il s'agit d'une mesure de la quantité d'énergie que les émissions d'une tonne de gaz absorberont sur une période de temps donnée, par rapport aux émissions de 1 tonne de dioxyde de carbone (CO2). Plus le PRP est élevé, plus un gaz donné réchauffe la Terre au cours de cette période. La période habituellement utilisée pour les PRP est de 100 ans. Les PRP fournissent une unité de mesure commune, qui permet donc aux analystes d'additionner les estimations des impacts de réchauffement planétaire de différents gaz, et permet aussi de comparer les opportunités de réduction des émissions. Le tableau 1.1 résume quelques PRP (sur 100 ans) de quelques réfrigérants et gaz les plus communs dans l'industrie de réfrigération :

PRP
1
1300
3922
2088
1810
3
0

Tableau 1.1 : PRP de plusieurs réfrigérants communs dans l'industrie

On remarque que le R-744, R-290 et NH3 présentent des PRP très bas en comparaison avec les autres réfrigérants, mais leur utilisation reste limitée. En effet, les pressions opérationnelles élevées (de l'ordre de 100 bars) du R-744 imposent des coûts et des maintenances supplémentaires par rapport à d'autres systèmes. Aussi, le passage du R-744 à des modes de fonctionnement trans-critiques pour des températures de condensation supérieures à 31°C, cause une baisse du rendement du système, et en conséquence une haute consommation électrique. D'autre part, le propane, malgré ces propriétés intéressantes, présente des contraintes comme il est extrêmement inflammable, et son utilisation n'est pas possible dans l'automobile et limitée (limite de charge) dans le commercial. La toxicité de l'ammoniac l'a aussi rendu difficile d'être employé dans les systèmes de production de froid (hors le froid industriel). Même si le monde de la recherche, les normes et la règlementation travaillent actuellement pour rendre ces trois réfrigérants plus performants et sécurisés, le marché reste à ce jour majoritairement basé sur l'utilisation de réfrigérants à haut PRP.

Mais des questions intuitives se posent : les systèmes de refroidissement étant des systèmes fermés, pourquoi existe-t-il tellement de recherches pour diminuer le PRP des réfrigérants et rendre les systèmes plus performants ? Pourquoi autant de réglementations concernant ces systèmes sont mises en place ?

En effet, les systèmes de refroidissement n'étant pas parfaitement étanches, et fonctionnant à des hautes pressions, sont souvent exposés à des fuites de réfrigérants. Par conséquent, les réglementations mises en place ont pour rôle de spécifier le seuil de détection de fuites et mettre des restrictions sur le type de réfrigérant utilisé. Pour répondre à ces défis, plusieurs méthodes de détection de fuites de réfrigérant ont été développées.

1.3 La détection de fuites dans les systèmes de refroidissement

Dans le contexte de réduction des émissions de fluides frigorigènes, de nouvelles réglementations et normes ont été mises en place en France et en Europe. Elles visent à améliorer la performance des systèmes frigorifiques et à imposer l'installation de systèmes de détection de fuites. En effet, la fuite de réfrigérant, à part de nuire à l'environnement, cause une dégradation du rendement du système, ce qui implique une consommation électrique plus grande, donc plus d'émissions de gaz à effet de serre, et possiblement l'échec du système.

Ces nouvelles normes toujours plus strictes sont aussi justifiées par l'effet des réfrigérants qui fuient vers l'atmosphère : l'émission de certains réfrigérants à haut PRP (R-134a, R-404A, R-410A etc.) peut avoir un effet de serre plusieurs milliers de fois supérieur à une émission de même masse de CO₂. D'autre part, certains réfrigérants sont toxiques : par exemple, si la concentration de l'ammoniac libéré dans l'ambiance dépasse légèrement 1500 ppm, le temps d'exposition mettant la vie en danger ne dépassera pas 5 minutes [19].

Par suite, plusieurs fabricants ont développé des détecteurs de fuites, qui pourront satisfaire les normes requises. Ces détecteurs doivent être adaptés à l'équipement qu'ils contrôlent et doivent être capable d'atteindre leurs performances théoriques pour assurer une détection de fuites optimale [20].

La révolution technologique récente dans les domaines de l'intelligence artificielle (IA) et le "Deep Learning", présente une opportunité d'exploiter ses derniers dans le domaine de la réfrigération afin d'optimiser la performance des systèmes frigorifiques. Plusieurs études ont été réalisées sur la "Fault Detection and Diagnosis" (FDD) appliqués aux systèmes de réfrigération. Ces études seront détaillées dans ce chapitre. Elles ont pour but de détecter les différents défauts qui causent une dégradation potentielle de la performance des systèmes de refroidissement. Parmi ces défauts, la détection de fuites présente un très grand intérêt. En effet, tous les systèmes de réfrigération possèdent un potentiel de fuite car leurs pressions opérationnelles sont généralement plusieurs fois supérieures à la pression atmosphérique.

Ainsi, dans ce qui suit, nous allons expliquer l'intérêt d'employer les systèmes de détection de fuites et les différentes approches utilisées actuellement dans les systèmes frigorifiques. Ensuite, à partir des résultats de cette étude bibliographique, l'enjeu ainsi que les objectifs de cette thèse seront posés. En conclusion de ce chapitre, la méthodologie de la thèse sera aussi détaillée.

1.4 L'intérêt d'emploi des systèmes de détection de fuites

L'emploi des systèmes de détection de fuites sert plusieurs buts :

- Satisfaire les nouvelles normes et réglementations.
- Réaliser des économies.
- Préserver l'environnement.

1.4.1 Satisfaire les nouvelles normes et réglementations

Au niveau européen, la prise de conscience du problème s'est considérablement accrue à la fois par la mise en œuvre des règlements européens sur le gaz fluoré et sur les substances appauvrissant la couche d'ozone (règlement européen n°517/2014 appelé aussi F-Gas [21]) et par les activités de l'Institut International de Froid. Le règlement vise à améliorer le confinement des HFC par des tests d'étanchéité et par la qualification du personnel de contrôle. De sa part, l'Institut International de Froid a fourni des informations pratiques pour aider l'industrie à se conformer au règlement F-Gas et à réduire réellement les fuites de réfrigérant.

D'autre part, plusieurs pays européens ont mis en place des réglementations visant la réduction de fuites de réfrigérants ou de leur impact :

- Le Danemark a introduit des réglementations qui encouragent le passage à l'utilisation de réfrigérants à bas GWP dans les systèmes frigorigènes [22].
- Aux Pays-Bas, l'introduction d'un programme nommé STEK qui se base sur la réduction des émissions grâce au confinement et à un entretien régulier, a réduit le taux de fuites de 15% à 3-4% [23].
- En Allemagne, une législation a été introduite en 2008. Elle a imposé une limite de fuite de réfrigérant inférieure à 3% pour les applications de supermarché, en fonction de l'âge de l'installation et de la charge de réfrigérant utilisée. Le non-respect de cette législation est pénalisé par une amende minimale de 50 000 €.

En France, les réglementations françaises et européennes s'appliquent. Plusieurs règlements et arrêtés ont été mis en place pour limiter les émissions de réfrigérants vers l'atmosphère notamment en imposant des obligations sur les contrôles d'étanchéité. Les réglementations et les normes suivantes sont citées par ordre chronologique ascendant, arrivant aux normes les plus récentes.

Le règlement européen CE 1516/2007 présente plusieurs guides et points à respecter pour réaliser un bon contrôle d'étanchéité :

- Le personnel contrôlant l'étanchéité doit avoir une bonne compréhension du système et être attentif aux composants du circuit qui présentent un dysfonctionnement.
- Le contrôle d'étanchéité doit viser les parties de l'équipement susceptibles de causer des fuites, notamment les vannes, les joints d'étanchéité, les parties soumises aux vibrations, les soupapes de sécurité et les filtres déshydrateurs [20].
- L'hypothèse de fuite est établie par :
 - Un système de détection de gaz.
 - La diminution de la puissance frigorifique.
 - La baisse du niveau du réfrigérant dans la bouteille (pour les systèmes équipés de bouteille liquide).
 - Ecarts des paramètres mesurés par rapport à des valeurs « normales ».

L'arrêté du 7 mai 2007 exige plus de sensibilité sur les détecteurs de fuite et les contrôleurs d'ambiance. En plus, il mentionne quelques règles à suivre :

- Un détecteur manuel doit être déplacé sur tout point de l'équipement présentant un risque de fuite.
- Des contrôleurs d'ambiance multisondes reliés à une alarme peuvent être utilisés pour détecter des fuites.

La norme NF EN 16084-2011 précise les unités et les paramètres de mesure sur les fuites (notamment pour la pression, la température, et le débit). Cette norme a été remplacée par la norme NF EN ISO 14903 en août 2017.

La norme NF EN 14624-2012 définit les performances des détecteurs de fuite mobiles et des contrôleurs d'ambiance de fluides halogénés fluorés. Elle précise les essais nécessaires pour vérifier le bon fonctionnement des détecteurs et des contrôleurs d'ambiance.

L'arrêté du 29 février 2016 modifié le 25 juillet 2016 (dit "arrêté étanchéité") spécifie la durée maximale entre deux contrôles d'étanchéité, soit par méthodes directes ou indirectes. Cet arrêté a également modifié le règlement CE 1516/2007 pour ajouter que les méthodes indirectes qui génèrent une alarme doivent être des dispositifs permanents, tandis que pour le règlement CE 1516/2007, le personnel analysait les paramètres mesurés.

La norme FR EN 378-2017 appliquée aux systèmes de réfrigération industriels et domestiques, précise que pour un système contenant plus de 300 kg de fluide frigorigène, il faudrait installer un système permanent de signalisation de fuite et qu'il soit contrôlé au moins une fois par an. Cette norme a été modifiée récemment : elle est désormais plus en fonction de la charge exprimée en kilogramme, mais en tonnes équivalent CO2 et donc en fonction du type de fluide utilisé.

Depuis le 1^{er} janvier 2020 :

- Interdiction de recharger du HFC dont le PRP est supérieur à 2500 dans les systèmes de refroidissement ayant une charge supérieure à 40 tonnes équivalent CO₂. Seuls les fluides régénérés ou recyclés (venant du même site) pourront être utilisés jusqu'en janvier 2030.
- Interdiction d'emploi des systèmes de refroidissement commerciaux utilisant des HFC dont le PRP est supérieur à 2500.
- Interdiction des équipements de réfrigération fixes utilisant des HFC dont le PRP est supérieur à 2500 (sauf pour les applications militaires ou pour les applications à moins de -50°C).
- Interdiction d'employer des climatiseurs mobiles autonomes utilisant des HFC dont le PRP est supérieur à 150.

Au 1^{er} janvier 2022 :

- Interdiction d'emploi des systèmes de réfrigération commerciale utilisant des HFC dont le PRP est supérieur à 150.
- Interdiction des équipements de réfrigération centralisée multi postes à usage commercial utilisant des HFC dont le PRP est supérieur 150, et dont la puissance est supérieure à 40kW.

Au 1^{er} janvier 2025 :

 Interdiction des systèmes de climatisation bi blocs dont la charge est supérieure à 3 kg de HFC et dont le PRP est supérieur à 750.

1.4.2 Réaliser des économies

Les fuites imposent des coûts supplémentaires sur les utilisateurs des systèmes de réfrigération, notamment :

- Le coût de remplacement du réfrigérant qui a fui.
- Le coût de la main-d'œuvre pour localiser et réparer la fuite, et pour recharger le système.
- Le surcoût de fonctionnement du système dû à la sous-charge de réfrigérant. En effet, les performances du système dépendent du niveau de charge du système. Un système sous-chargé peut donc consommer plus d'électricité qu'un système chargé de manière optimale. Ceci est illustré dans l'étude de Grace et Al. [24] qui montre, dans le cas de leur étude, une diminution de 45% du COP quand le système fonctionne à 50% de la charge optimale. Toutefois, le profil de la consommation de puissance électrique par rapport au montant de la charge varie d'un système à l'autre et il existe peu d'informations pratiques à ce sujet.
- Le coût des temps d'arrêt. Cela varie considérablement avec le système et l'application, et pourra être très important.

En réalité, les conséquences financières des fuites peuvent être importantes mais dépendent de nombreux facteurs, notamment la rapidité avec laquelle la fuite est trouvée et réparée. Les coûts typiques des fuites en fonction du temps sont illustrés dans la figure 1.4.



Figure 1.4 : L'impact financier d'une fuite de réfrigérant au fil du temps [25]

1.4.3 Préserver l'environnement

Les fuites ont également un impact environnemental important. Les systèmes de réfrigération et de climatisation sont d'importants contributeurs d'émissions de gaz à effet de serre, à la fois directement par

l'émission de réfrigérants qui réchauffent la planète et indirectement par l'émission de CO₂ durant la production d'électricité utilisée pour alimenter ces systèmes.

Les fluorocarbures (CFC, HCFC et HFC) utilisés comme réfrigérants représentent environ 20% de la contribution de la réfrigération à l'effet de serre dans le monde. Les 80% restants sont dus à l'effet indirect et principalement aux équipements qui consomment de l'énergie [26].

a. L'impact environnemental direct des fuites

L'impact direct est dû à l'émission de réfrigérants dans l'atmosphère due à des fuites au niveau des circuits de refroidissement, ou à des pertes lors de l'installation, de la maintenance ou de l'entretien du système. Pour cette raison, les actions prises par les acteurs du secteur de réfrigération pour faire face à l'impact direct des réfrigérants sur le réchauffement climatique, doivent se concentrer sur l'amélioration du confinement de ces derniers, la réduction de la charge des réfrigérants dans les équipements, et le développement de réfrigérants à impact climatique faible ou nul. Ces actions comprennent aussi la formation et la qualification du personnel.

L'impact environnemental le plus connu de la fuite de réfrigérants est la contribution des réfrigérants à l'appauvrissement de la couche d'ozone et au réchauffement de la planète. Les fluorocarbures (CFC, HCFC et HFC), utilisés comme réfrigérants depuis les années 1930, ont en effet un impact direct sur l'environnement.

Les CFC, dont l'impact sur la couche d'ozone est très important, ont fait l'objet d'interdictions au titre du protocole de Montréal. Ils ne sont plus utilisés et sont strictement interdits, mais existent toujours dans certaines installations des pays en développement. Les CFC les plus connus sont le R-12 et le R-11, utilisés dans de nombreuses installations industrielles. Leur abandon par le monde du froid a grandement contribué à l'amélioration de la couche d'ozone.

Les HCFC, par contre, qui ont remplacé transitoirement les CFC en raison de leur plus faible effet sur la couche d'ozone, ont une contribution directe significative à l'effet de serre. Leur utilisation est interdite dans les pays développés depuis le 31 décembre 2014, mais reste possible dans les pays en développement. Les HCFC les plus connus sont le R-22 largement utilisé dans les installations industrielles ou le R-141b dans l'isolation.

Les HFC, substituts des HCFC, contribuent moins directement à l'effet de serre que les HCFC, mais leur contribution reste importante. Leur utilisation est donc vouée à disparaître. La réglementation européenne entrée en vigueur en 2015 (F-Gas) prévoit une réduction de 80% de leur utilisation dans le domaine de froid d'ici 2030.

b. L'impact environnemental indirect des fuites

Les systèmes de refroidissement possèdent un impact environnemental indirect en raison de leur consommation d'énergie élevée. La proportion d'électricité utilisée pour le refroidissement et la climatisation dans le monde a considérablement augmenté ces dernières années dans les pays développés comme dans les pays en développement. Selon l'IIF, les secteurs de la réfrigération et de la climatisation consomment environ 17% de l'électricité consommée dans le monde.

La consommation d'électricité à des fins de refroidissement varie également considérablement d'une région du monde à l'autre. En matière de population, la consommation en Amérique du Nord est de 2 697 kWh/an/personne, trois fois la consommation européenne par habitant et six fois la moyenne mondiale. En revanche, selon l'IIF, la consommation s'avère seulement 76 kWh/an/personne en Afrique subsaharienne. Les réfrigérateurs, vitrines et chambres froides dédiées à la distribution de produits frais et surgelés consomment environ 45% de l'électricité utilisée dans les supermarchés.

Selon l'IIF, les 1,5 milliard de réfrigérateurs et congélateurs domestiques utilisés dans le monde consomment environ 4% de la consommation totale d'électricité dans le monde. Cependant, l'efficacité énergétique des réfrigérateurs est en constante évolution : par exemple, la consommation d'un réfrigérateur ménager typique a chuté d'environ 65% en quinze ans.

Le secteur de climatisation évolue dans le monde et l'IIF estime que sa consommation mondiale d'électricité atteint environ 5%. Ce pourcentage varie d'un pays à l'autre, en fonction du climat et du niveau de développement du pays. Le Groupe d'experts Intergouvernemental sur l'Evolution du Climat (GIEC) estime que la demande d'énergie attribuable à la climatisation résidentielle en été augmentera de plus de 13 fois entre 2000 et 2050 et de plus de 30 fois d'ici 2100. L'amélioration continue de l'efficacité énergétique des systèmes de réfrigération ne compensera pas l'augmentation de leur nombre, qui se poursuivra dans les années à venir, sans doute encore plus dans les pays en développement, dont les besoins sont gigantesques. Cette consommation d'électricité provoque un effet de serre indirect à travers ses émissions de CO2, qui doit être pris en compte dans le calcul de l'impact global d'une installation.

Les fuites de fluides frigorigènes ont toutefois un impact sur la consommation d'énergie, puisqu'un système sous-chargé peut fonctionner avec un rendement inférieur. Cela cause plus d'émissions de gaz à effet de serre.

La contribution relative au réchauffement de la planète des effets directs et indirects varie en fonction de l'application et en fonction du pays et de son mix électrique. Elle varie également avec l'efficacité relative du processus, le type de réfrigérant et les fuites éventuelles.

Selon Heap [27], qui a mené une étude en 2001, les émissions indirectes liées à l'utilisation d'énergie dominent les émissions totales de réchauffement de la planète pour toutes les applications. Il est intéressant de noter qu'une étude similaire rapportée 10 ans plus tôt (en 1991) indiquait que les émissions directes dans les applications de climatisation commerciales et mobiles représentaient plus de 50% des émissions totales équivalent de carbone [28]. La principale raison de la modification de la contribution aux émissions est la réduction des fuites grâce à de meilleures pratiques de conception et d'installation, et aussi aux réglementations et aux normes qui s'avèrent de plus en plus strictes. Cela souligne les avantages environnementaux substantiels pouvant être obtenus en réduisant les taux de fuites.

L'intérêt d'employer des systèmes de détection de fuites est donc évident au niveau réglementaire, économique et environnemental. Quelles sont les méthodes de détection de fuites actuellement employées ?

1.5 Systèmes de détection de fuites employés

Plusieurs méthodes de détection de fuites peuvent être employées. Elles sont toutes soumises à des contraintes de performance par les règlements et les normes. On distingue deux méthodes globales de détection de fuites : directes et indirectes.

- Les méthodes directes sont les méthodes qui consistent à détecter la présence du fluide frigorigène dans l'air ambiant en mesurant sa concentration dans ce dernier. Des solutions (eau savonneuse, liquide fluorescent, etc.) peuvent être aussi utilisées pour localiser la fuite.
- Les méthodes indirectes sont les méthodes qui mesurent des paramètres sensibles à la variation de la charge de réfrigérant d'un système (le degré de surchauffe, de sous-refroidissement, les pressions d'aspiration et de refoulement, le niveau de réfrigérant dans la bouteille, etc.). Si les valeurs mesurées s'écartent significativement des valeurs limites, une possibilité de fuite existe.

Les méthodes directes sont résumées par :

- Les détecteurs mobiles et les contrôleurs d'ambiance qui détectent le gaz qui s'échappe du système.
- Si le fabricant le permet, l'introduction d'un liquide colorant qui détectera et localisera les fuites.
- Les solutions moussantes ou eau savonneuse déposées sur les parties du circuit susceptibles de causer des fuites.

Les méthodes indirectes emploient des systèmes qui détectent un fonctionnement anormal du système frigorifique contenant une fuite. Elles étudient plusieurs paramètres notamment les pressions et les températures, la consommation électrique du compresseur et le niveau du liquide dans la bouteille.

- La méthode indirecte dite "niveau bas" consiste à observer le niveau du réfrigérant dans la bouteille (applicable pour les systèmes équipés de bouteille liquide). Quand ce niveau atteint un degré anormalement bas, la possibilité d'une fuite est présente.
- Les systèmes experts consistent à mesurer différents paramètres (température, pression, etc.) et à les comparer à des valeurs de référence qui correspondent au fonctionnement d'un même système ne présentant pas de fuites. En cas de la présence d'un écart entre les valeurs mesurées et les valeurs de référence (avec une tolérance définie selon la fiabilité du système expert), une fuite pourrait être présente. Ces systèmes forment une nouvelle technique qui permettra l'automatisation de la détection de fuites.

Le tableau 1.2 résume les méthodes directes et indirectes de détection de fuites.

Méthodes directes	Méthodes indirectes	
Détecteurs mobiles	"Niveau bas"	
Contrôleurs d'ambiance		
Liquide colorant (Fluide fluorescent)		

Solutions moussantes ou eau savonneuse

 Tableau 1.2 : Méthodes de détection de fuites

1.5.1 Systèmes de détection de fuites : Les méthodes directes

Dans les paragraphes qui suivent, le principe d'utilisation de chacune des méthodes directes est expliqué, ainsi que leurs limitations et donc leur applicabilité technique pour le contrôle de fuite.

Le règlement européen précise une sensibilité de 5 g/an pour les dispositifs de détection de fuites directes. Cependant, ce seuil de sensibilité n'est pas atteint par les méthodes utilisant les solutions moussantes ou l'eau savonneuse. Par rapport aux méthodes utilisant des liquides colorants (fluorescents), peu de tests ont été réalisés du fait que beaucoup de fabricants de matériel ne recommandent pas leur utilisation car ils peuvent causer des détériorations au niveau des composants et des tuyaux du système.

1. Détecteurs mobiles

Les détecteurs mobiles se divisent entre détecteur-mesureur et détecteur électronique.

Le détecteur-mesureur détecte, localise et estime le niveau de fuite local. Des exemples sont le spectromètre de masse et l'appareil à ionisation de flamme qui permettent de détecter et d'identifier des molécules d'intérêt par mesure de leur masse. Le gaz, qui fuit par les défauts d'étanchéité, est détecté au moyen d'une sonde, reliée au détecteur de gaz, que l'on déplace manuellement lentement à proximité des points à contrôler. Le détecteur-mesureur détecte au moins quelques dixièmes de g/an de fuite.

Les détecteurs électroniques sont constitués de plusieurs diodes qui s'allument lorsqu'une valeur seuil de fuite est dépassée. Des exemples sont les ultra- sons et la spectrophotométrie Infra Rouge. Cela est généralement accompagné par un son d'alarme. Ces détecteurs permettent la détection de plus de 1g/an de fuite. Selon les réglementations européennes, leur sensibilité doit être inférieure ou égale à 5 g/an [29]. Les détecteurs électroniques sont les équipements de détection directe les plus utilisés, car ils respectent les critères de sensibilité.

Une fuite ne peut être détectée en utilisant les détecteurs mobiles, sauf par l'intervention d'un opérateur. Cet opérateur nécessite une formation ce qui présente des coûts supplémentaires. De plus, la détection ne se fait pas en continu.

2. Contrôleurs d'ambiance

Les contrôleurs d'ambiance ressemblent aux détecteurs mobiles en matière de fonctionnement. Ils repèrent les fuites en mesurant la concentration du fluide frigorigène dans l'air. La différence avec les détecteurs mobiles est que les contrôleurs d'ambiance sont des systèmes fixes qui contrôlent le système en continu. Pour cela, ces détecteurs doivent être placés au plus proche des équipements susceptibles de causer des fuites. Des exemples sont le spectromètre de masse, l'effet Corona qui n'est quasiment plus utilisé, les semi-conducteurs, la photo acoustique et la spectrophotométrie Infra Rouge.

Selon le règlement européen n°842/2006 (article 3, paragraphe 3) [21], l'installation des contrôleurs d'ambiance est obligatoire pour les installations de plus de 300 kg.

Dans une salle fermée, les contrôleurs d'ambiance doivent être positionnés dans l'extraction d'air (la ventilation). Dans une salle de grand volume, la détection est contrainte par un taux de dilution qui pourra être important et donc elle ne sera pas applicable qu'à partir d'un certain seuil de fuite. Cette méthode n'est pas applicable si la machine est à l'extérieur.

3. Liquide colorant (Fluide fluorescent)

Ce fluide est introduit dans le circuit, et est ensuite repéré par une lampe UV ce qui permettra de localiser les fuites en repérant des taches fluorescentes aux endroits de fuite.

Cette méthode de détection n'est pas encouragée par les fournisseurs des circuits frigorifiques. La protection contre la lumière UV est aussi nécessaire. Pour cela, l'utilisation de cette méthode est limitée aux applications automobiles.

4. Solutions moussantes

Cette méthode de détection consiste à pulvériser un liquide spécial sur le circuit (notamment les composants susceptibles de fuir). Les points de fuite sont mis en évidence par la formation de bulles. Ces solutions sont plus sensibles que l'eau savonneuse. Il faut noter que ce liquide n'est pas toujours compatible avec les matériaux du circuit et pourra causer des détériorations ou des corrosions. Cette méthode est utilisée pour localiser des sources de fuites importantes.

5. Eau savonneuse

Cette méthode consiste à pulvériser de l'eau savonneuse sur la surface des composants d'un circuit frigorifique. Une mousse se forme aux endroits de fuite. De même que les solutions moussantes, il est nécessaire de vérifier la compatibilité de l'eau savonneuse avec les matériaux du circuit.

A noter que les méthodes de détection par liquide colorant, solutions moussantes, et eau savonneuse sont employées généralement pour localiser la fuite après sa détection.

Méthode	Avantages	Inconvénients
Détecteur-mesureur	Précis Indique le degré de fuite	L'opérateur nécessite une formation, ce qui ajoute des coûts
Détecteur-électronique	Simple et faisable	L'opérateur nécessite une formation, ce qui ajoute des coûts
Contrôleurs d'ambiance	Contrôle continu et fixe	 -Si la machine est à l'air libre, cette méthode n'est pas applicable -Si la machine est dans une salle à grand volume, la détection est limitée par un seuil causé par le taux de dilution important
Liquide colorant (Fluide fluorescent)	Simple	-Pas toujours compatible avec les matériaux

Le tableau 1.3 résume les méthodes directes, leurs avantages et leurs inconvénients.

		-Utile pour localiser les fuites et non pour les détecter
Solutions moussantes	Pratique pour détecter de grosses fuites	-Pas toujours compatible avec les matériaux -Utile pour localiser les fuites et non pour les détecter
Eau savonneuse	Simple et pas cher	-Pas toujours compatible avec les matériaux -Utile pour localiser les fuites et non pour les détecter

Tableau 1.3 : Avantages et inconvénients des méthodes directes de détection de fuites

1.5.2 Systèmes de détection de fuites : Les méthodes indirectes

Les méthodes indirectes consistent à observer la variation de paramètres spécifiques du système et quand ces derniers atteignent des valeurs « anormales », la possibilité d'une fuite est établie. Les paramètres notamment observés sont : la chute de pression, la remontée de pression, les variations de température, les variations de pression et le niveau de réfrigérant dans le réservoir.

1. La chute de pression

Cette méthode consiste à remplir le système par un gaz jusqu'à la pression maximale que peut supporter le système. Ensuite la pression du système est mesurée pendant une durée définie. Une variation de la pression indiquera donc une fuite.

Cette méthode est utilisée lors de l'installation et avant la charge en fluide frigorifique. Elle permet donc d'obtenir des informations sur l'étanchéité globale du système. Cette méthode n'est pas acceptée par les réglementations européennes et française car elle n'est pas applicable à n'importe quel moment de fonctionnement, elle est donc utilisée comme prévention avant le démarrage initial du système ou pour vérification après réparation.

2. La remontée de pression

Cette méthode consiste à mettre le système sous vide de l'ordre de 1 mbar. Par suite, la variation de pression du système sera observée. Si la pression augmente, une fuite est présente et elle causera l'entrée d'air dans le système

Comme la mesure par chute de pression. Cette méthode est utilisée lors de l'installation et avant la charge en fluide frigorifique. Elle permet donc d'obtenir des informations sur l'étanchéité globale du système. De même que la mesure par chute de pression, cette méthode n'est pas acceptée par les réglementations européennes et françaises mais elle est utilisée comme prévention avant le démarrage initial du système ou pour vérification après réparation.

3. Le niveau de réfrigérant dans le réservoir (méthode niveau bas)

Cette méthode ne fait pas partie des systèmes experts de détection de fuites mais elle est une des méthodes indirectes utilisées pour la détection de fuites. Elle consiste à observer le niveau de fluide dans la bouteille liquide (le réservoir). Si ce niveau devient anormalement bas, une fuite est établie.

Cette méthode est insuffisante car le niveau dans la bouteille peut changer naturellement en fonction des conditions opératoires (la température et la pression ambiantes). Aussi, pendant les régimes transitoires, des variations rapides du niveau dans la bouteille sont présentes, donc pour éviter des fausses alarmes, un niveau bas « très bas » doit être fixé. Par suite, le niveau considéré bas n'est atteint qu'après la perte d'une quantité importante de la charge du système.

4. Les variations de températures

Le contrôle à partir des variations de température est présent dans les réglementations européennes et françaises notamment dans l'article 7 du règlement européen n°1516/2007.

La puissance et le COP sont reliés à la surchauffe au niveau de l'évaporateur et le sous-refroidissement au niveau du condenseur. Une surcharge tendra à augmenter le sous-refroidissement au niveau du condenseur et n'aura pas d'effet sur la surchauffe à l'évaporateur. Une sous-charge aura tendance à augmenter la surchauffe dès que la charge du système devient sous critique.

Il est important de noter que plusieurs autres facteurs affectent la surchauffe et le sous- refroidissement comme la pollution du fluide à l'huile, le dépôt de calcaire sur les tubes, l'encrassement des ailettes etc.

5. Les variations de pressions

Un manomètre pour surveiller la pression du système est installé. Une perte de réfrigérant résulte en un condenseur et un évaporateur moins chargé en fluide, ce qui entraînera une chute au niveau des pressions de refoulement (au niveau du condenseur) et d'aspiration (au niveau de l'évaporateur). Si le manomètre mesure des valeurs anormalement basses des pressions, le contrôle de fuites est nécessaire.

Similairement aux degrés de surchauffe et de sous-refroidissement, les pressions d'aspiration et de refoulement peuvent être affectées par des facteurs externes ou d'architecture de la machine notamment quand l'installation comporte une bouteille liquide.

Méthode	Avantages	Inconvénients
Chute de pression		N'est pas accepté par les
		réglementations
	Présente une vue globale de	N'observe pas le système en
	l'étanchéité du système	continu
		Ne peut pas être employée
		après le démarrage du système
Remontée de pression		N'est pas accepté par les
		réglementations
	Présente une vue globale de	N'observe pas le système en
	l'étanchéité du système	continu
		Ne peut pas être employée
		après le démarrage du système

Le tableau 1.4 résume les méthodes indirectes, leurs avantages et leurs inconvénients.

Niveau bas	Simple	Possibilité d'être trompé par
		plusieurs facteurs externes
		Une grande perte de charge est
		nécessaire avant que le niveau
		anormalement bas soit établi
Variations de température	Contrôle en continu du système	Peut être affectée par plusieurs
	Accepté par les réglementations	facteurs externes
Variations de pression	Contrôle en continu du système	Peut être affectée par plusieurs
	Accepté par les réglementations	autres facteurs externes

Tableau 1.4 : Avantages et inconvénients des méthodes indirectes de détection de fuites

1.6 Etapes à suivre pour assurer un bon contrôle d'étanchéité

Les méthodes directes et indirectes citées précédemment font partie de la procédure globale de gestion des fuites. Elles peuvent être réparties en sous catégories :

- La détection : ces méthodes contribuent directement à détecter la présence d'une fuite dans un système.
- La localisation : après avoir établi la présence d'une fuite, ces méthodes permettent de localiser la fuite.
- La réparation : cette étape est réalisée par l'intervention des techniciens.
- La vérification : après la réparation, ces méthodes permettent de vérifier que le système est désormais parfaitement étanche.

Afin d'assurer un bon contrôle d'étanchéité, il faut suivre toutes ces étapes.

La figure 1.5 résume ces catégories en citant les méthodes appartenant à chacune d'elles :



Figure 1.5 : Etapes à suivre pour assurer un bon contrôle d'étanchéité

La catégorie de détection de fuites est une étape cruciale, car plus elle est rapide et plus elle intervient tôt, moins le système va perdre de fluide. Pour cela, la thèse sera focalisée sur les méthodes de détection de fuites.

Les méthodes responsables de la détection d'une fuite sont divisées entre deux méthodes directes et trois méthodes indirectes. La complémentarité entre les méthodes directes et indirectes permettra de réduire la fréquence de passage des détecteurs mobiles sans prendre de risques. De même, plus les systèmes experts sont en fonctionnement, plus ils apprennent et s'adaptent pour trouver les bons seuils pour détecter une fuite assez rapidement.

Le niveau bas dans la bouteille n'est pas considéré comme partie des systèmes experts dans la bibliographie, mais il fera partie de ces systèmes dans notre étude car avec assez de données, un système intelligent pourra prédire le niveau normal de fluide dans la bouteille en fonction des paramètres de fonctionnement et de la charge.

La section qui suit expliquera la méthodologie d'emploi des systèmes experts pour une application de détection de fuites.

1.7 Méthodologie d'emploi des systèmes experts

Au niveau des méthodes indirectes, les systèmes experts sont une nouvelle technologie et présentent un grand potentiel de développement.

Historiquement, l'emploi des systèmes experts était relié à un technicien qui observe la machine. Il remarque par exemple que la surchauffe est haute en comparaison avec une valeur seuil qu'il fixe, et donc il recherche une fuite. Maintenant, l'automatisation de cette procédure est désormais possible avec la présence de capteurs placés sur le système frigorifique. Ces derniers communiquent avec le système expert afin de comparer les valeurs mesurées aux valeurs estimées normales par ce système expert.

Plusieurs méthodologies existent pour l'emploi des systèmes experts automatisés :

- La forme la plus basique serait de comparer les valeurs de paramètres sensibles (degré de surchauffe, degré de sous-refroidissement, niveau de fluide dans la bouteille, etc.) à des valeurs limites définies. Ces valeurs limites doivent être suffisamment éloignées pour éviter des alarmes causées par les fluctuations du système. Si les valeurs mesurées dépassent les valeurs limites imposées, une possibilité de fuite est établie. Cette méthode serait fiable si le système fonctionnait toujours sur le même régime. En effet, il suffirait dans ce cas de connaître les valeurs normales de fonctionnement du système. Si on s'écarte de ces dernières, un problème est détecté et potentiellement une fuite est établie.
- Les systèmes experts qui prennent en compte la fluctuation du régime de fonctionnement du système. Ces systèmes vont corréler un ensemble de paramètres reliés à la charge et proposer des règles d'alerte qui sont basées sur un certain apprentissage numérique. Ces systèmes développés sont beaucoup plus fiables que leur forme basique : par exemple si la forme basique est utilisée, et un niveau bas limite est fixé sur la bouteille, ce niveau doit être suffisamment bas pour prendre en compte les fluctuations du système et donc une grande partie de la charge pourrait s'échapper avant qu'une fuite soit établie.

Les systèmes experts développés se basent sur trois étapes :

- 1. Collection des données : le système va enregistrer les valeurs des paramètres de la machine pour des conditions d'opérations variables et une durée assez longue pour obtenir une quantité suffisante de données.
- 2. Corréler les paramètres collectés en employant des méthodes statistiques d'apprentissage : utiliser des méthodes mathématiques pour corréler les données sous forme d'équations qui pourront prédire les paramètres en fonction des conditions opératoires.
- 3. Le modèle statistique définira les seuils en fonction des conditions opératoires : au cas où les valeurs mesurées sont différentes des valeurs prédites par le système expert (en fixant une certaine tolérance), une éventualité de fuite est établie et l'alarme est déclenchée.



Figure 1.6 : Les étapes de fonctionnement d'un système expert développé

Les systèmes experts développés sont clairement plus fiables que les systèmes basiques. Ils définissent les seuils les plus adaptés en fonction des conditions opératoires. On est donc capable de détecter un dépassement de ces seuils le plus tôt possible.

Il est important de noter que les systèmes experts font partie d'une grande classe qui permet la diagnostique et la détection des défauts, plus connue sous son nom anglais « Fault Detection and Diagnosis » ou plus simplement FDD. La FDD consiste à détecter la présence d'un défaut dans le système en question et de diagnostiquer la cause de ce défaut. Les fuites font partie de ces défauts.

Dans la section qui suit, une étude bibliographique extensive sur les systèmes de FDD appliqués aux systèmes de refroidissement sera présentée.

1.8 Systèmes de FDD appliqués aux systèmes de réfrigération : une étude bibliographique

L'importance de cette étude est de mettre en relief le rôle des systèmes de FDD, de montrer l'état de développement actuel de ces derniers et de montrer où se situe la détection de fuites parmi ces systèmes. Cela nous permettra de situer notre méthode de détection de fuites proposée plus tard dans ce chapitre par rapport aux travaux existant. Aussi, cette étude nous permettra d'évaluer la possibilité d'élargir la portée de la méthode proposée dans cette thèse, afin de pouvoir non seulement détecter les fuites, mais aussi d'autres défauts qui peuvent affecter les systèmes de refroidissement. Parmi les défauts les plus communs on cite : l'encrassement des échangeurs, une baisse de rendement du compresseur, etc.
Cette étude bibliographique sera présentée comme un ordre chronologique ascendant afin de bien comprendre l'évolution des systèmes de FDD.

- i. L'une des premières applications du FDD concernait les réfrigérateurs à cycle à compression de vapeur. Même si McKellar [30] n'a pas développé un système de FDD, il a identifié des défauts courants pour un réfrigérateur basé sur le cycle de compression de vapeur, et a étudié les effets des défauts sur les états thermodynamiques du cycle. Il a conclu que la pression d'aspiration, la pression de refoulement et le rapport de pression entre le refoulement et l'aspiration étaient suffisants pour développer un système de FDD. Les erreurs considérées étaient les fuites au niveau de la vanne du compresseur, les défauts du ventilateur (au condenseur et à l'évaporateur), le givrage de l'évaporateur et une charge incorrecte de réfrigérant (sous-charge et surcharge).
- ii. S'appuyant sur les travaux de McKellar [30], Stallard [31] a développé un système de FDD automatisé pour les réfrigérateurs. Un système expert basé sur des règles a été utilisé avec des contrôles de limites simples pour la détection et le diagnostic. La température de condensation, la température d'évaporation, la température d'entrée du condenseur et le rapport entre la pression de refoulement et la pression d'aspiration ont été utilisés directement comme caractéristiques de classification. Les défauts ont été détectés et diagnostiqués en comparant le changement de direction des quantités mesurées avec les valeurs attendues et en faisant correspondre les changements aux changements de direction attendus associés à chaque erreur.
- iii. En 1989, Yoshimura et Ito [32] ont utilisé des mesures de pression et de température pour détecter des erreurs au niveau du condenseur, de l'évaporateur, du compresseur, du détendeur et de la charge de réfrigérant sur un climatiseur monobloc. Les différences entre les valeurs mesurées et les valeurs attendues ont été utilisées pour détecter les erreurs. Les valeurs attendues ont été estimées à partir des données des fabricants, et les seuils de détection des erreurs ont été déterminés expérimentalement en laboratoire. La détection et le diagnostic ont été effectués en une seule étape. Aucun détail n'a été fourni sur la façon dont les seuils de détection ont été sélectionnés.
- iv. En 1992, Wagner et Shoureshi [33] ont développé deux méthodes différentes de détection des défauts et ont comparé leurs capacités à détecter cinq défauts différents dans un petit système de pompe à chaleur en laboratoire. Les cinq défauts étaient les suivants : défaillances des ventilateurs du condenseur et de l'évaporateur, blocage du tube capillaire, fuite du piston du compresseur et défaut d'étanchéité. La première méthode était basée sur la vérification des limites et des tendances (basée sur un modèle qualitatif), et la deuxième méthode était une approche simplifiée basée sur un modèle physique. Dans la seconde approche, les différences entre les prédictions d'un modèle physique simplifié et les observations surveillées sont transformées en quantités statistiques utiles pour les tests d'hypothèse. Les quantités statistiques transformées sont ensuite comparées à des seuils prédéterminés pour détecter les défauts.

Les deux stratégies de détection des défauts ont été utilisées en parallèle sur une pompe à chaleur dans une chambre climatique. La méthode qualitative a permis de détecter quatre des cinq défauts introduits, tandis que la méthode simplifiée basée sur un modèle physique n'a réussi à détecter que deux défauts. Étant donné que la sélection des seuils pour les deux méthodes est essentielle pour éviter les fausses alarmes et la réduction de la sensibilité, l'étude fournit une brève discussion sur la façon de trouver un compromis entre la sensibilité du diagnostic et les fausses alarmes. L'étude ne permet que de détecter les défauts et n'inclut pas le diagnostic, l'évaluation et la prise de décision.

v. En 1995, Rossi [34] a décrit le développement d'une méthode de détection et de diagnostic des erreurs basée sur des règles statistiques pour les équipements de conditionnement d'air avec neuf mesures

de température et une mesure d'humidité. La méthode FDD est capable de détecter et de diagnostiquer l'encrassement du condenseur et de l'évaporateur, la restriction de la conduite de liquide, la fuite de réfrigérant et la fuite de la vanne du compresseur. En plus de la détection et du diagnostic, Rossi et Braun [35] décrivent également une mise en œuvre de l'évaluation des défauts. Une explication détaillée de la méthode d'évaluation des défauts se trouve dans Rossi et Braun [36].

vi. En 1995, Grimmelius et Al. [37] ont mis en place un système de FDD dont le principe de fonctionnement est représenté dans la figure 1.7 (*tirée de l'article*). Le système de refroidissement étudié était un système basique ne contenant pas de bouteille liquide.



Figure 1.7 : Principe de fonctionnement du système de FDD [37]

Parallèlement au système de refroidissement fonctionnant en temps réel, un modèle de référence est utilisé pour générer des valeurs de sortie valables pour un système ne contenant pas des erreurs. Les différences entre la sortie mesurée et les valeurs de référence calculées fournissent l'entrée pour le module de diagnostic. À partir du schéma des symptômes, un diagnostic est déduit, en utilisant les connaissances d'experts. Par exemple, l'erreur d'encrassement de l'évaporateur côté caloporteur est connue pour être associée avec les symptômes suivants : une hausse de perte de pression côté caloporteur, une diminution du débit du caloporteur, une baisse de la pression d'évaporation, etc. Chaque erreur présente une variation des symptômes différente.

Grimmelius et Al. [37] ont déduit qu'il était possible de développer un prototype du système de diagnostic en temps réel dans un délai relativement court. Les valeurs de référence calculées étaient suffisamment précises pour détecter une erreur à un stade précoce. Les inconvénients du système présenté sont :

- Le modèle de référence est basé sur un modèle de régression simple et non sur le « deep learning ». Cela implique la nécessité d'une nouvelle analyse de régression pour chaque nouvelle installation.
- Une difficulté est présente pour simuler les erreurs expérimentalement, donc l'apprentissage des erreurs au système de référence doit être fait par des personnes expertes.
- Certaines erreurs présentent une sensibilité à très peu de symptômes, donc la variation d'un de ces derniers augmentera la probabilité de l'erreur d'une manière illogique.
- Cette étude n'a pas pris en compte l'erreur de fuite de réfrigérant.

- vii. En 1998, Breuker [38] a effectué une évaluation plus détaillée des méthodes développées par Rossi [34]. Il s'est appuyé sur des essais en régime permanent et transitoire d'un climatiseur monobloc en laboratoire sur une gamme de conditions et de niveaux de défaut [39]. Sept modèles polynomiaux (allant du premier au troisième ordre) ont été développés pour caractériser les performances du climatiseur (températures d'évaporation, de condensation et de sortie du compresseur, sous-refroidissement de la conduite de liquide, surchauffe de la conduite d'aspiration, baisse de la température dans l'évaporateur et augmentation de la température dans le condenseur) en utilisant des données en régime permanent représentant des conditions d'opérations normales (sans erreurs). Les données normales en régime permanent sont également utilisées pour déterminer les seuils statistiques de détection des défauts, tandis que les données transitoires avec défauts ont été utilisées pour évaluer les performances du FDD. Breuker et Braun [39] ont conclu que les fuites de réfrigérant et l'encrassement du condenseur étaient détectés et diagnostiqués avant que ne survienne une réduction de 8 % de la puissance de refroidissement ou du COP. La technique était moins efficace pour détecter l'encrassement de l'évaporateur.
- viii. En 2002, Carling [40] a évalué la performance de trois méthodes de détection d'erreurs pour les unités de traitement d'air: (1) l'approche qualitative basée sur un modèle, décrite dans Glass et al. [41], (2) l'approche basée sur des règles de classification décrite dans House et al. [42], et (3) l'approche basée sur un modèle simplifié en régime permanent. Les données normales et "défectueuses" utilisées pour l'évaluation ont été collectées à partir de systèmes fonctionnant sur le terrain. Les "données défectueuses" ont été obtenues en introduisant des défauts artificiels dans le système. Carling [40] a observé que le modèle qualitatif a été facile à mettre en place, a généré peu de fausses alarmes, mais a également détecté moins d'erreurs. La méthode basée sur des règles a détecté plus d'erreurs mais a nécessité une analyse et une personnalisation pendant la configuration. La troisième méthode a détecté plus de défauts mais a également généré plus de fausses alarmes et a nécessité un temps considérable de configuration et de personnalisation. Elle a également nécessité l'installation de capteurs supplémentaires.
- ix. En 2005, Grace et al. [24], [43] ont présenté deux papiers complémentaires qui expliquent le développement d'un système de diagnostic des défauts et de détection des fuites de réfrigérant basé sur l'intelligence artificielle et la surveillance des performances en temps réel. Le système a été utilisé avec succès pour faire la distinction entre un fonctionnement défectueux ou non, et des conditions de fuites ou de surcharge. Dans cette étude, Grace et al. ont réalisé une étude de sensibilité expérimentale entre la charge de réfrigérant et le degré de surchauffe, le degré de sous-refroidissement, les pressions d'aspiration et de refoulement, le COP et la puissance de refroidissement.

Le système de FDD développé était capable de détecter des fuites légères à n'importe quel endroit, ce qui a permet d'avertir de toute fuite de réfrigérant dans l'environnement et d'indiquer que le COP n'était pas optimal. Il convient toutefois de souligner que les résultats présentés par Grace et al. sont applicables à des systèmes similaires à celui sur lequel l'expérimentation a été réalisée. Ce système n'utilisait pas de réservoir liquide et, par conséquent, ses performances seraient plus sensibles à la charge de réfrigérant que les systèmes ayant une capacité de stockage de réfrigérant plus élevée. Il est important aussi de noter que cette étude était la première à mettre la détection de fuites en priorité parmi les défauts possiblement détectés par les systèmes de FDD.

x. Des études plus récentes sur la FDD appliquée aux systèmes de refroidissement sont présentes dans la littérature. Cependant, elles se focalisent sur l'optimisation des méthodes d'apprentissage et des

conditions de collection des données. Han et al. [44] ont démontré la possibilité de diminuer le temps d'apprentissage et le coût des capteurs en appliquant une sélection des caractéristiques (feature selection). Han et al. [45] ont étudié un système de FDD basé sur la combinaison entre le « principle component analysis » (PCA) et le « support vector machine » (SVM). Kociyigit et al. [46] ont appliqué la FDD à un système de refroidissement en se basant sur le diagramme p-h. Yan et al. [47] ont employé un système GAN (generative adverserial network) qui permet de générer des données qui représentent le fonctionnement du système en cas de défaut. Fan et al. [48] ont étudié la possibilité d'utiliser les systèmes de FDD en se basant seulement sur les capteurs essentiels dans les applications industrielles.

D'après cette étude bibliographique, on peut conclure que la recherche sur les systèmes de FDD appliqués aux systèmes de refroidissement a été importante. Plusieurs défauts ont été étudiés : l'encrassement des échangeurs, l'arrêt soudain des ventilateurs, etc. Cependant, le défaut de fuite de réfrigérant a été moins étudié. Cela est corrélé à la difficulté de réaliser des essais de fuites pour obtenir une base de données suffisante, et à la complexité associée à la compréhension de la relation entre la charge du réfrigérant et les différents paramètres du système.

La détection de fuites de réfrigérant en utilisant des systèmes de FDD a été étudiée seulement en utilisant des systèmes d'apprentissage en temps réel, ou la méthode « in the loop ». En utilisant cette méthode, il est possible que le cycle ne passe pas par quelques conditions extrêmes de fonctionnement, et donc le système expert ne sera pas applicable en dehors des zones d'apprentissage. D'autre part, la durée d'apprentissage de ce système sera longue pour obtenir toutes les données nécessaires, spécialement si le cycle est soumis à des conditions externes qui varient avec le climat. En plus, des coûts supplémentaires sont présents comme l'apprentissage est fait en temps réel.

D'autre part, très peu d'études de FDD ont été basées sur l'utilisation d'un modèle physique de la machine comme générateur de données. Dans certaines études, un modèle physique simplifié a été employé, et le défaut concernant la fuite de réfrigérant n'a jamais été pris en considération. En effet, la conception d'un modèle physique développé basé sur la charge de réfrigérant comme paramètre d'entrée est difficile et complexe.

1.9 Problématique de la thèse

Dans les sections précédentes de ce chapitre, nous avons appuyé sur l'importance d'employer des systèmes de détection de fuites de réfrigérants. En effet, les fuites causent une dégradation de la performance du système, nuisent à l'environnement, entraînent des coûts supplémentaires, et sont soumises à des réglementations très strictes. La méthode des systèmes experts, qui fait partie des systèmes de FDD, est une méthode intéressante qui permet la détection de fuites en temps réel, ainsi que détecter d'autres défauts dans le système. Cependant, l'apprentissage du système en temps réel « in the loop » n'est pas suffisant pour détecter les fuites d'une manière fiable.

Pour résoudre les problèmes présents dans la méthode "In The Loop", cette thèse propose de développer une nouvelle méthode de système expert basé sur l'utilisation d'un modèle physique développé du

système de réfrigération. En particulier, ce modèle physique doit permettre de déterminer les effets de la charge sur les différentes variables du système. Cette méthode permettra de générer des données sur un très grand nombre de conditions de fonctionnement comme le système n'est pas contraint par le temps ni par les conditions externes. Cet avantage présent dans la modélisation permettra de réduire le temps d'apprentissage du modèle expert, et de donner à ce dernier des informations pour des plages de conditions d'opération beaucoup plus grandes que ne le permet l'apprentissage sur des conditions réellement vues par le système de réfrigération. Ceci lui permettra alors de prédire les fuites même durant le fonctionnement réel du cycle sur des paramètres de fonctionnement extrêmes et/ou nouveaux. Il est aussi intéressant de noter que la méthode « in the loop » ne permettra pas de quantifier la fuite, tandis qu'un modèle physique présente cette possibilité. Ce système expert pourra être aussi utilisé pour détecter d'autres erreurs.

La modélisation peut donc rendre la méthode "in the loop" plus précise, plus rapide et plus fiable.



Figure 1.8 : Méthode actuellement employée et méthode proposée pour obtenir un système expert développé de détection de fuites

La méthode proposée pour la détection de fuites consiste à assurer l'apprentissage du modèle statistique parallèlement par la machine réelle (méthode "in the loop") et par le modèle physique de la machine.



Méthode in the loop

Figure 1.9 : Méthode de conception d'un système expert avec la méthode "in the loop"

- a. Le modèle statistique couplé à la machine réelle représente la méthode in the loop : cette méthode permet au modèle de collecter des données reliées aux conditions de fonctionnement réel du système et de comparer ces données aux valeurs estimées normales par le modèle statistique.
- b. Un modèle physique de la machine est conçu sur Dymola (Modelica).
- c. Ce modèle est validé en comparant ses résultats aux résultats obtenus par des essais expérimentaux sur la machine réelle.
- d. Une fois le modèle physique validé, il va générer une grande base de données pour assurer l'apprentissage rapide du modèle statistique, sur un intervalle contenant toutes les conditions normales et extrêmes de fonctionnement.
- e. Enfin, le modèle statistique pourra détecter des déviations du comportement de la machine pour d'autres raisons que des fuites (encrassement des échangeurs, dégradation du compresseur, etc.) et pourra servir pour mettre à jour le calage du modèle physique.

Il est important de noter que le modèle de la machine doit être capable de bien estimer la charge dans chaque échangeur. Une bonne modélisation de la répartition et de l'impact de la charge de réfrigérant doit être donc réalisée. Le modèle doit aussi utiliser les corrélations les plus précises pour les coefficients d'échange et les pertes de pression côté air et côté fluide.

Finalement, dans ce contexte, le premier objectif de la thèse est donc de réaliser une modélisation thermique et fluidique pour représenter le système de refroidissement en question. Ce modèle doit être générique pour pouvoir être utilisé pour différentes configurations et différentes géométries. Le modèle

détaillé sera présenté dans le chapitre 2 de cette thèse. Le banc expérimental conçu pour valider le modèle numérique sera présenté dans le chapitre 3.

Le deuxième objectif est de développer dans le détail et mettre en œuvre l'ensemble de cette approche de détection de fuites par utilisation parallèle du modèle physique et du modèle statistique. Cette étude sera présentée dans le chapitre 4 de cette thèse.

1.10 Conclusion

L'emploi des méthodes de détection de fuites de fluides frigorigènes présente plusieurs intérêts. Ces méthodes permettent de satisfaire les normes et les réglementations (françaises et européennes) qui deviennent de plus en plus strictes. Elles aident aussi à économiser les frais causés par les fuites (le prix du nouveau réfrigérant, les dégradations de rendement...). De même, la détection de fuites joue un rôle primaire dans la préservation de l'environnement : il est estimé que plus de 20% de la charge pourrait être rejetée dans l'atmosphère chaque année, contribuant au réchauffement climatique [49].

Les méthodes de détection de fuites sont divisées en deux catégories :

- Les méthodes directes : Consistent à rechercher et localiser les fuites à partir de la mesure de la concentration de quelques particules dans l'air, ou en appliquant des solutions mousseuses qui pourront localiser les fuites.
- Les méthodes indirectes : Consistent à observer la variation de quelques paramètres qui sont affectés par la variation de la charge de réfrigérant. Quand ces paramètres mesurés atteignent des valeurs anormalement hautes ou basses, la possibilité d'une fuite est établie.

Dans les méthodes indirectes, on trouve les systèmes experts qui mesurent des paramètres sensibles à la variation de la charge de réfrigérant (le niveau de réfrigérant dans la bouteille, les températures (notamment la surchauffe et le sous-refroidissement), et les pressions (notamment les pressions HP et BP, etc.). La variation de ces paramètres mesurés entraîne aussi la variation du COP et des puissances de condensation et de réfrigération. Les valeurs mesurées sont comparées à des valeurs seuils. Un dépassement de ces valeurs seuils établit la nécessité de réaliser un contrôle de fuites.

Les systèmes experts avancés sont le cœur de notre étude : ils sont généralement utilisés "in the loop" donc apprennent du fonctionnement en temps réel du système. Dans cette thèse, on propose d'accélérer et d'améliorer l'apprentissage des systèmes experts par les résultats obtenus par modélisation d'un système de refroidissement développé basé sur la charge de réfrigérant, en complément avec l'apprentissage en temps réel.

Un modèle physique prédictif couplé à un modèle statistique pourrait améliorer la prédiction de fuites dans un cycle de réfrigération. Le modèle doit être capable de prédire l'impact de la charge sur les variables du système. Il faudra donc :

- Évaluer la répartition de la charge dans les composants du système en utilisant les corrélations du taux de vide.
- Évaluer correctement les échanges de chaleur entre les fluides dans les échangeurs.

- Évaluer les pertes de pression pour bien prédire les paramètres à l'entrée et à la sortie de chaque échangeur.

Les grandes étapes proposées par cette thèse pour obtenir un système expert développé sont :

- 1. Une modélisation en régime établi d'un cycle complet de réfrigération.
- 2. Étude de l'impact de la charge sur les variables du système.
- 3. Développer la méthodologie complète de prédiction de fuites.

Pour les raisons évoquées précédemment, un modèle sera développé sur Dymola qui permettra d'estimer la charge optimale du système, et éventuellement de simuler une fuite. Les études seront faites sur un cycle fonctionnant en régime établi.

Dans la suite du présent manuscrit, le chapitre 2 portera sur la modélisation des échangeurs de chaleur et sur la modélisation d'un cycle complet basée sur la charge de réfrigérant. Une étude bibliographique est réalisée sur les différentes corrélations de coefficients d'échange de chaleur et de pertes de pression côté air et côté fluide. Le chapitre 2 étudie également les différentes corrélations du taux de vide, qui est le paramètre principal pour l'estimation correcte de la charge de réfrigérant et des pertes de pression. Les résultats de ces corrélations dans le modèle seront ensuite présentés. Enfin, la validation expérimentale du modèle statique des échangeurs sera réalisée en s'appuyant sur des données expérimentales. Le passage à une modélisation d'un cycle complet de réfrigération se basant sur la charge de réfrigérant sera aussi expliqué dans le chapitre 2.

Ensuite, le chapitre 3 proposera un banc d'essai ayant pour but la validation du modèle physique. Les tests réalisés auront pour but de simuler une fuite et d'observer l'impact de la charge sur les paramètres de fonctionnement du système. Deux configurations seront étudiées : un système contenant un réservoir liquide, et un système ne contenant pas ce dernier.

Enfin, le chapitre 4 proposera la méthodologie de développement du système expert et testera la fiabilité de ce dernier pour pouvoir prédire la présence d'une fuite, et potentiellement d'autres défauts dans le système de refroidissement.

Chapitre 2

Dans le chapitre 1, nous avons expliqué l'intérêt d'employer des systèmes de détection de fuites, et les méthodes de détection actuellement utilisées. Une étude bibliographique a montré qu'il existe deux techniques de détection de fuites : directe et indirecte. Parmi les méthodes indirectes, les systèmes experts permettent la détection de fuites en observant des paramètres affectés par la variation de la charge. Ces systèmes se sont développés avec l'évolution de l'intelligence artificielle et du « machine learning », présentant donc une possibilité de détecter les fuites d'une manière fiable, précise et à des stades précoces. Cependant, les systèmes experts ont besoin d'une grande base de données pour fiabiliser l'apprentissage. Cette base de données peut être obtenue soit à partir de tests expérimentaux, donc un apprentissage en temps réel ou « in the loop », soit à partir d'un modèle numérique de la machine. L'avantage de la modélisation numérique est qu'elle permettra la génération rapide de données et l'apprentissage sur un intervalle vaste de conditions opératoires.

Ces systèmes experts peuvent aussi détecter d'autres défauts. En effet, les problèmes d'encrassement aux échangeurs, l'échec des ventilateurs, etc., sont des erreurs qui affectent aussi les paramètres du système. Une étude bibliographique sur les systèmes experts de détection et diagnostique de défauts, aussi connus sous le nom « systèmes de FDD », a montré que la majorité des études ont été basées sur l'apprentissage réel et non pas sur la modélisation numérique. Parmi les études rares qui ont été basées sur un modèle physique simplifié, aucune n'a pris en compte la détection de fuites. En effet, modéliser l'effet de la charge sur les paramètres du système de refroidissement est un problème complexe à aborder, dû à la nécessité de développer un modèle numérique basé sur la charge de réfrigérant.

Mais des grands intérêts sont présents si un tel modèle est utilisé :

- Il permettra d'éliminer les contraintes sur les conditions opératoires présentes dans l'apprentissage « in the loop ».
- Il permettra de détecter le degré de la fuite, donc d'approximer la quantité de la charge de réfrigérant qui a fui, ce qui n'est pas possible avec l'apprentissage « in the loop ».
- Il générera une base de données beaucoup plus rapidement que l'apprentissage en temps réel.
- Il permettra aussi de détecter d'autres défauts dans le système de refroidissement.

Cependant, l'apprentissage en temps réel présente aussi un avantage : les données apprises sont les données réelles de fonctionnement et non pas des données approximées par un modèle numérique. Donc, le modèle numérique n'aura pas pour rôle de remplacer le système d'apprentissage en temps réel, mais de créer un jumeau numérique (digital twin), qui permettra d'accélérer l'apprentissage et de le rendre plus fiable.

L'apprentissage « in the loop » étant très développé dans la littérature, notre intérêt sera dirigé vers la modélisation physique de la machine, basé sur la charge de réfrigérant. En premier temps, les stratégies de modélisation des échangeurs de chaleur seront présentées. Se basant sur ces dernières, une méthode de modélisation convenable à notre étude sera choisie. Ensuite, une étude bibliographique sur les

différentes corrélations nécessaires pour la modélisation sera présentée, ce qui nous permettra de choisir les corrélations les plus adaptées à notre modèle. Aussi, la stratégie de résolution du système global basée sur la charge de réfrigérant sera expliquée. Enfin, la validation des différents modèles développés sera réalisée en s'appuyant sur des tests expérimentaux.

2.1 Stratégies de modélisation

Dans cette section, nous allons expliquer quatre méthodes de modélisation d'échangeurs de chaleur :

- a) LMTD
- b) ε-NUT
- c) Frontières variables (Moving boundary)
- d) Volumes finis

Ensuite, nous allons choisir la méthode convenable à notre étude, basée sur l'estimation de la charge de réfrigérant, pour être utilisée dans la modélisation numérique. Un tableau présentant les avantages et les inconvénients de chaque méthode de modélisation est présenté à la fin de cette section.

a) LMTD

La LMTD (Logarithmic Mean Temperature Difference) est une méthode de dimensionnement d'échangeurs de chaleur. Elle permet d'estimer la surface nécessaire pour assurer un échange de chaleur défini. Nous supposons qu'un échangeur de chaleur générique a deux extrémités (que nous appelons "A" et "B") par lesquels les flux chauds et froids entrent ou sortent de part et d'autre ; la LMTD est définie, si les fluides peuvent être supposés ayant un Cp constant, par la moyenne logarithmique comme suit :

$$LMTD = \frac{\Delta T_A - \Delta T_B}{ln\Delta T_A - ln\Delta T_B} \quad (1)$$

Où ΔT_A est la différence de température entre les deux flux à l'extrémité A, et ΔT_B est la différence de température entre les deux flux à l'extrémité B.

La puissance thermique échangée dans un échangeur de chaleur est définie comme suit :

$$Q = H * A * LMTD \quad (2)$$

Où Q est la puissance thermique échangée (en watts), H le coefficient de transfert de chaleur global (en watts par kelvin par mètre carré) et A la surface d'échange.

Cette méthode est valable pour un écoulement à co-courant (écoulements parallèles des fluides et dans la même direction), et pour un écoulement à contre-courant (écoulements parallèles des fluides mais dans des directions inverses).



Figure 2.1 : Configurations co-courant et contre-courant [50]

Dans le cas d'un écoulement croisé (écoulements perpendiculaires entre les deux fluides), une relation similaire entre la puissance échangée et la LMTD existe, mais un facteur de correction doit être utilisé. Un facteur de correction est également nécessaire pour d'autres géométries plus complexes, telles qu'un échangeur à calandre avec des chicanes.

La méthode LMTD peut être donc résumée par les étapes suivantes :



Figure 2.2 : Etapes à suivre pour appliquer la méthode LMTD

Cette méthode permet donc essentiellement de déterminer la surface d'échange mais elle présente certaines limitations générales et relatives à notre étude :

- Le coefficient d'échange est considéré constant.
- Les capacités thermiques massiques des fluides (Cp) sont considérées constantes durant tout l'échange, ce qui n'est pas cohérent avec les échanges diphasiques.
- Cette méthode est applicable généralement pour des cas d'échanges monophasique. Elle peut être appliquée à des échanges diphasiques mais la méthode devient plus complexe (nécessité de diviser l'échangeur en plusieurs parties).

- Cette méthode ne permettra pas d'estimer la charge de réfrigérant dans l'échangeur, car c'est une méthode globale qui ne prend pas en compte l'évolution des propriétés thermodynamiques dans l'échangeur (on prend en compte juste les températures d'entrée et de sortie).
- Si le but est d'estimer la puissance échangée ayant la surface de l'échangeur, le calcul utilisant la LMTD devient très compliqué. Cette méthode sera donc remplacée par la méthode ε-NUT.

b) ε-NUT

Dans cette méthode, ε représente l'efficacité de l'échangeur. Pour pouvoir estimer ε , il faut pouvoir comparer la puissance de l'échangeur à celle d'un échangeur idéal tel que :

$$\varepsilon = \frac{Q}{Q_{max}}$$

Dans un échangeur idéal, le fluide froid que l'on chauffe doit atteindre en sortie la température la plus haute possible qui est celle d'entrée du fluide chaud. Dans le cas d'un fluide chaud que l'on refroidit, il doit atteindre en sortie la température la plus basse possible donc celle d'entrée du fluide froid. L'échangeur capable de réaliser ce type d'échange idéal est un échangeur contre-courant de longueur infinie.

Le fluide qui va atteindre en sortie la température d'entrée de l'autre fluide est celui ayant la capacité calorifique la plus petite C_{min}. Deux cas possibles sont présents (dans ce qui suit, l'indice fr indique le fluide froid et l'indice ch le fluide chaud, l'indice e indique l'entrée et l'indice s la sortie) :

• Si C_{min} = C_{fr}, on aura T_{fr,s}=T_{ch,e} et donc le flux échangé s'écrira :

$$Q_{max} = C_{fr} * \left(T_{ch,e} - T_{fr,e}\right) \quad (3)$$

• Si C_{min} = C_{ch}, on aura T_{ch,s}=T_{f,e} et donc le flux échangé s'écrira :

$$Q_{max} = C_{ch} * \left(T_{ch,e} - T_{fr,e} \right) \quad (4)$$

On constate que dans les deux cas, le flux échangé est exprimé par la même formule.

D'autre part, le nombre NUT est un nombre adimensionnel défini par :

$$NUT = \frac{H * A}{C_{min}} \quad (5)$$

Où H est le coefficient de transfert de chaleur global (en watts par kelvin par mètre carré) et A la surface d'échange. Cette relation montre que plus le nombre NUT est élevé, plus la performance de l'échangeur est meilleure. Une relation existe entre le nombre NUT et l'efficacité de l'échangeur ε. Cette relation dépend du type d'écoulement et du type d'échangeur.

Pour un échangeur co-courant :

$$\varepsilon = \frac{1 - e^{(-NUT*(1+C_r))}}{1 + C_r} \quad (6)$$

Pour un échangeur contre-courant :

$$\varepsilon = \frac{1 - e^{(-NUT*(1-C_r))}}{1 - C_r e^{(-NUT*(1-C_r))}} \quad (7)$$

Avec Cr le rapport des capacités calorifiques :

$$C_r = \frac{C_{min}}{C_{max}} \quad (8)$$

Pour un échange avec changement de phase, C_{max} est considérée infinie, donc C_r tend vers 0, d'où :

$$\varepsilon = 1 - e^{-NUT} \quad (9)$$

La méthode ε -NUT présente un avantage de pouvoir calculer la puissance échangée en ayant juste les températures d'entrée et la géométrie de l'échangeur. Mais elle présente aussi des inconvénients globaux et relatifs à notre étude :

- Le coefficient d'échange est considéré constant.
- Les capacités thermiques massiques des fluides (Cp) sont considérées constantes durant tout l'échange, ce qui n'est pas cohérent avec les échanges diphasiques.
- Cette méthode ne permettra pas d'estimer la charge de réfrigérant dans l'échangeur, car c'est une méthode globale qui ne prend pas en compte l'évolution des propriétés thermodynamiques dans l'échangeur (on prend en compte juste les températures d'entrée et de sortie).

Il est important de noter que dans le cas d'un échangeur où circulent des fluides dont les propriétés et le coefficient de transfert de chaleur varient continument de façon importante, les méthodes LMTD et ϵ -NUT ne peuvent plus s'appliquer. Il faut noter aussi que ces deux méthodes ne peuvent pas être appliquées pour étudier un comportement dynamique. Dans le cadre de notre étude, nous étudions des échangeurs de chaleur avec changement de phase (condenseurs et évaporateurs), dans lesquelles l'échange ne se réalise pas à propriétés et coefficient de transfert de chaleur constants. Aussi, les pertes de pression sont un aspect important de notre étude, et elles ne peuvent pas être calculées en utilisant les méthodes précédentes car le fluide de travail passe dans une région diphasique. Les méthodes numériques à limites mobiles ou à volumes finis doivent s'appliquer.

c) Frontières variables

La méthode des frontières variables est généralement utilisée pour la modélisation dynamique. Elle est caractérisée par des frontières de phase qui se déplacent avec le temps au sein de l'échangeur de chaleur.

La méthode à frontières variables consiste à diviser l'échangeur de chaleur en volumes de contrôle variables qui englobent chaque région de phase existante dans l'échangeur de chaleur. Les phases généralement sont la phase surchauffée, sous-refroidie, et diphasique. Les enthalpies moyennes dans chaque région de phase sont évaluées en formulant des hypothèses de profil pour l'état du réfrigérant. La méthode ε -NUT dans les régions monophasiques donne un profil de température exponentiel, et l'hypothèse d'un flux thermique uniforme dans les régions diphasiques donne un profil de titre de vapeur linéaire. Toutes les autres propriétés du réfrigérant, y compris la densité, sont calculées en utilisant la pression et l'enthalpie moyenne.

Le condenseur et l'évaporateur d'un système de refroidissement fonctionnent avec des distributions de phases différentes ; le condenseur a généralement une zone de vapeur surchauffée à l'entrée suivie d'une

région de condensation diphasique et d'une région sous-refroidie à la sortie, tandis que l'évaporateur a généralement une région diphasique à l'entrée et une région surchauffée à la sortie. Ainsi, le condenseur comporte une limite de vapeur saturée et une limite de liquide saturé, tandis que l'évaporateur ne comporte que la limite de vapeur saturée. Ces différences rendent nécessaire la personnalisation du déploiement de la méthode des frontières variables selon le type d'échangeur de chaleur (évaporateur ou condenseur), contrairement à l'approche des volumes finis où il est possible de développer un modèle générique adaptable à l'un ou l'autre.

Cette méthode peut être aussi utilisée dans un état de fonctionnement statique (steady-state). Cependant, elle ne permettra pas d'estimer la charge de réfrigérant correctement dans l'échangeur, car elle suppose que le titre de vapeur évolue d'une manière linéaire dans la région diphasique. Ce titre de vapeur est corrélé au taux de vide qui est le paramètre principal dans l'estimation de la charge dans les régions diphasiques. Pour pouvoir estimer l'évolution du titre de vapeur correctement, une discrétisation de l'échangeur doit être employée.

d) Volumes finis (Pseudo-3D)

La méthode des volumes finis consiste à diviser le volume total de l'échangeur de chaleur en N volumes de contrôle égaux le long de la longueur de l'échangeur.

Les équations de conservation de masse et d'énergie deviennent les suivantes pour une maille k (l'indice r représente le réfrigérant):

Conservation de masse côté réfrigérant : $a_k \frac{dP}{dt} + b_k \frac{dh_k}{dt} = \dot{m}_{r,k-1} - \dot{m}_{r,k}$ (10)

Conservation d'énergie côté réfrigérant : $c_k \frac{dP}{dt} + d_k \frac{dh_k}{dt} = \dot{m}_{r,k-1}h_{k-1} - \dot{m}_{r,k}h_k - \dot{Q}_{r,k}$ (11)

$$a_{k} = V_{k} \left(\frac{\partial \rho_{r,k}}{\partial P}\right)_{h_{k}} (12);$$

$$b_{k} = V_{k} \left(\frac{\partial \rho_{r,k}}{\partial h_{k}}\right)_{P} (13);$$

$$c_{k} = V_{k} \left[h_{k} \left(\frac{\partial \rho_{r,k}}{\partial P}\right)_{h_{k}} - 1\right] (14);$$

$$d_{k} = V_{k} [h_{k} \left(\frac{\partial \rho_{r,k}}{\partial h_{k}}\right)_{P} + \rho_{r,k}] (15);$$

Ces équations ont été développées par Rossi et Braun [51].

Cette méthode permettra de suivre l'évolution des paramètres thermodynamiques dans chaque maille de l'échangeur. Elle permettra donc d'obtenir le profil correct de l'évolution du titre de vapeur, de calculer la charge de réfrigérant répartie dans l'échangeur, et d'estimer les pertes de charge entre l'entrée et la sortie de ce dernier.

La méthode des volumes finis peut être utilisée pour une modélisation statique en considérant que les paramètres thermodynamiques ne varient pas avec le temps. Parmi les méthodes précédemment expliquées, cette méthode est la seule à pouvoir estimer correctement la charge de réfrigérant dans l'échangeur, et donc le degré de la fuite. La méthode des volumes finis sera donc utilisée comme base de

modélisation pour notre modèle physique des échangeurs de chaleur. Il faut noter que cette méthode peut présenter un temps de simulation long relativement aux autres méthodes.

Méthode	Avantages	Inconvénients
LMTD	-Dimensionnement global de l'échangeur. -Résolution rapide du modèle.	 -Incompatible avec les systèmes ayant un fluide à propriétés variables. -Incompatible avec les échanges ayant un coefficient de transfert global variable. -Ne permet pas l'estimation de la charge. -Difficulté d'estimer la puissance à partir de la surface d'échange. -Ne permet pas une modélisation dynamique.
ε-NUT	-Estimation de la puissance échangée à partir des températures d'entrée et de la géométrie de l'échangeur de chaleur. -Résolution rapide du modèle.	 -Incompatible avec les systèmes ayant un fluide à propriétés variables. -Incompatible avec les échanges ayant un coefficient de transfert global variable. -Ne permet pas l'estimation de la charge. -Ne permet pas une modélisation dynamique.
Frontières variables	-Possibilité de réaliser une modélisation dynamique. -Estimation de la surface d'échange nécessaire pour chaque phase (surchauffée, sous-refroidie et diphasique).	 -Hypothèse sur l'évolution du titre de vapeur, donc l'estimation de la charge est incorrecte. -Nécessité de créer un modèle différent selon le type de l'échangeur (condenseur ou évaporateur).
Volumes finis	 -Possibilité d'estimer la charge de réfrigérant dans l'échangeur. -Possibilité de réaliser une modélisation dynamique. -Possibilité de déterminer les pertes de charge. -Suivi de l'évolution des propriétés thermodynamiques du fluide tout au long de l'échangeur. 	- Temps de simulation long par rapport aux autres méthodes.

Tableau 2.1 : Avantages et inconvénients des stratégies de modélisation d'échangeurs de chaleur

2.2 Modélisation des composants du système de refroidissement

Un système de refroidissement classique est composé d'un compresseur, un condenseur, une vanne de détente, et un évaporateur. Certains systèmes contiennent aussi un réservoir liquide. Ces composants feront l'objet principal de notre modélisation. Comme nous avons choisi de modéliser les échangeurs en utilisant la méthode des volumes finis, ils peuvent être utilisés en tant qu'évaporateurs ou condenseurs.

2.2.1 Les échangeurs de chaleur



La méthode des volumes finis a été choisie pour la modélisation des échangeurs des chaleurs.

Figure 2.3 : Discrétisation d'un canal de l'échangeur côté fluide de travail

Comme le montre la figure 2.3, la méthode de volumes finis nous permettra de suivre l'évolution des paramètres thermodynamiques dans l'échangeur de chaleur.

La modélisation sera faite en statique. En effet, nous allons nous focaliser dans cette thèse sur les systèmes qui stabilisent rapidement, ou qui présentent des dynamiques très lentes. Ce choix est aussi dû au fait que dans les secteurs de l'industrie, du froid commercial et de la climatisation, les systèmes fonctionnent dans des régimes stabilisés qui évoluent lentement en fonction des conditions du procédé et de l'ambiance. Les seules transitoires rapides sont au démarrage du système. Cependant, en simulant des fuites expérimentalement et en attendant la stabilisation du système, nous pouvons valider si notre modèle statique peut prédire l'effet de la charge sur les paramètres thermodynamiques correctement. Nous pourrions aussi étudier l'effet du changement des conditions opératoires après stabilisation du système. Notre modèle ne pourra donc pas être utilisé sur des systèmes de refroidissement qui subissent de la dynamique rapide en continue sans stabilisation (réfrigération domestique, climatisation automobile, petit système en on/off...). Cependant, le modèle de base de la méthode des volumes finis étant un modèle dynamique, notre modèle pourra éventuellement être adapté aux systèmes de refroidissement dynamiques.

En considérant un système statique, où les paramètres thermodynamiques ne varient pas avec le temps, les équations de conservation de masse (10) et de conservation d'énergie (11) côté fluide de travail deviennent respectivement :

$$\dot{m}_{r,k-1} - \dot{m}_{r,k} = 0 \quad (16)$$
$$\dot{m}_{r,k-1} h_{k-1} - \dot{m}_{r,k} h_k - \dot{Q}_{r,k} = 0 \quad (17)$$

L'équation de conservation d'énergie côté fluide caloporteur (l'indice c représente le caloporteur) :

$$\dot{Q}_{c,k} + \dot{m}_{c,k} C_{p_{c,k}} [T_{c,k+1} - T_{c,k}] = 0 \quad (18)$$

L'équation de conservation d'énergie à la paroi :

$$\dot{Q}_{c,k} = \dot{Q}_{r,k} \quad (19)$$

Les équations (16) à (19) peuvent être résumées par deux équations à trois inconnues. L'équation nécessaire pour résoudre le système est celle du transfert de chaleur entre les deux fluides. Cette équation est représentée par trois équations : la convection côté fluide de travail, la conduction à la paroi, et la convection côté fluide caloporteur.

Equation du flux par convection côté fluide de travail (l'indice w représente la paroi) :

$$\dot{Q}_{r,k} = H_{r,k} * A_{r,k} * (T_{r,k} - T_{w,k})$$
 (20)

Equation du flux par convection côté caloporteur (l'indice w représente la paroi) :

$$\dot{Q}_{c,k} = \eta * H_{c,k} * A_{c,k} * \left(T_{c,k} - T_{w,k}\right)$$
(21)

La conduction peut être négligée comme la paroi est souvent assez mince (donc la différence entre la température à la paroi intérieure du tube et celle à la paroi extérieure du tube est négligeable), mais elle est incluse dans notre modèle pour être plus cohérent.

Les équations (16) à (21) forment notre système d'équations nécessaire pour résoudre le bilan énergétique de l'échangeur de chaleur.

Cependant, ce système n'est pas assez simple à résoudre. Pour mieux comprendre les étapes de résolution du système, il faut expliquer les paramètres d'entrée et les inconnues dans les équations.

Les paramètres d'entrée côté fluide de travail :

- Le débit masse $\dot{m}_{r,1}$, où 1 représente la première maille.
- L'enthalpie d'entrée $h_{r,1}$.
- La pression de sortie $P_{r,n}$ où n représente la dernière maille.

Les paramètres d'entrée côté fluide caloporteur :

- Le débit masse $\dot{m}_{c,1}$, où 1 représente la première maille.
- La température d'entrée $T_{c,1}$.

• La pression de sortie $P_{c,n}$ où n représente la dernière maille.

La surface d'échange A est un paramètre d'entrée. En effet, l'utilisateur introduit la géométrie détaillée de l'échangeur. Cette géométrie inclut le type d'échangeur, le circuitage, le maillage, les diamètres intérieur et extérieur du tube, la longueur de l'échangeur, la géométrie des ailettes, etc. Plus de détails sur la géométrie seront présentés plus tard.

Les inconnues dans les équations sont :

- La puissance échangée $\dot{Q}_{c,k} = \dot{Q}_{r,k}$.
- L'enthalpie de sortie côté fluide de travail dans chaque maille.
- La température de sortie côté caloporteur dans chaque maille.

Le coefficient de transfert de chaleur H côté caloporteur et côté fluide est une inconnue, mais il est calculé à partir de corrélations qui utilisent les paramètres d'entrée du modèle. Ces corrélations sont reliées au type d'échangeur, à la vitesse d'écoulement, au nombre de Reynolds, etc. Elles seront détaillées extensivement dans ce chapitre.

En cas d'un échangeur avec ailettes, le rendement η de ces dernières est calculé à partir de corrélations en fonction du type et de la géométrie de l'échangeur.

Pour pouvoir calculer les bons paramètres thermodynamiques, les pertes de pression doivent être prises en compte notamment du côté du fluide de travail. Ces pertes sont calculées à partir de corrélations reliées au type d'échangeur, à sa géométrie, etc. Ces corrélations seront aussi détaillées dans ce chapitre.

Nécessaire à l'estimation de la charge et au calcul des pertes de pression, le taux de vide est un paramètre nécessaire aussi qui doit être intégré dans le modèle du côté du fluide de travail. Plusieurs corrélations existent pour l'estimation du taux de vide et elles seront détaillées dans ce chapitre.

a. Le taux de vide

La masse totale du fluide dans un échangeur est la somme de la masse de la phase liquide et la masse de la phase vapeur :

$$m_{tot} = m_g + m_l = V_g * \rho_g + V_l * \rho_l$$
 (22)

Les densités de la phase vapeur et de la phase liquide sont calculées à partir des autres paramètres thermodynamiques.

Le volume total est facilement calculé à partir des paramètres géométriques de l'échangeur, mais les volumes de la phase liquide et de la phase vapeur ne peuvent pas être déterminés. Une nouvelle variable géométrique est donc introduite et qui représente le rapport entre le volume de la phase vapeur et le volume total. Cette variable est le taux de vide α :

$$V_g = \alpha * V_{tot} \quad (23)$$
$$V_l = (1 - \alpha) * V_{tot} \quad (24)$$

Si des corrélations rendent possible l'estimation du taux de vide, cela nous permettra de calculer la masse du fluide diphasique dans l'échangeur.

Le taux de vide d'un volume diphasique est défini donc comme le volume occupé par la vapeur par rapport au volume du canal d'écoulement. Le taux de vide ne doit pas être confondu avec le titre de vapeur homogène x, qui est une propriété thermodynamique basée sur la masse, définie comme le rapport entre la masse de la phase vapeur et la masse totale du fluide diphasique. Du fait que le titre de vapeur, suppose un écoulement homogène, c'est-à-dire un écoulement dans lequel les phases liquide et vapeur se déplacent à la même vitesse, il n'est pas utile pour déterminer les conditions géométriques d'écoulement, car il ignore les effets du régime d'écoulement et de la viscosité des phases.

La bonne estimation du taux de vide est importante dans la conception des échangeurs de chaleur pour un certain nombre de raisons, la plus évidente étant la prédiction de la charge. Le fait de pouvoir prédire avec précision le taux de vide pendant le processus de conception réduit le temps nécessaire à l'optimisation de la charge pour les prototypes des échangeurs. De plus, d'un point de vue environnemental, en prévoyant plus précisément la quantité de réfrigérant requise pour faire fonctionner un système de compression de vapeur dans une certaine plage de conditions, le volume de la bouteille peut être minimisé.

En plus de la prédiction de la charge, le taux de vide a des implications sur les pertes de pression. Étant donné que le taux de vide est nécessaire pour déterminer la vitesse des phases du réfrigérant à partir du titre de vapeur, un grand nombre de corrélations de perte de pression en diphasique, l'utilisent comme variable. Ainsi, même si la méthodologie derrière une corrélation particulière est valable, l'utilisation d'une corrélation de taux de vide incompatible avec le modèle peut conduire à des résultats incorrects.

Le taux de vide dépend essentiellement du régime d'écoulement. La figure 2.4 montre l'évolution du régime d'écoulement le long d'un tube durant le processus d'évaporation :



Figure 2.4 : L'évolution du régime d'écoulement durant l'évaporation [52]

Plusieurs corrélations ont été développées afin de pouvoir calculer le taux de vide. Ces corrélations sont divisées en cinq catégories :

- i. Corrélation homogène.
- ii. Corrélations Slip Ratio.

- iii. Corrélations basées sur Lockhart-Martinelli.
- iv. Corrélations $f(\alpha_h)$.
- v. Divers.

i. <u>Corrélation homogène</u>

Cette corrélation est la plus simple. Elle considère que les vitesses de la phase gazeuse et la phase liquide sont identiques. La corrélation obtenue peut être dérivée directement de la formule du titre de vapeur :

$$x = \frac{m_g}{m_{tot}} = \frac{\rho_g V_g}{\rho_l V_l + \rho_g V_g} \quad (25)$$

$$1 - x = \frac{\rho_l V_l}{\rho_l V_l + \rho_g V_g} \quad (26)$$

$$\frac{1-x}{x} = \frac{\frac{\rho_l V_l}{\rho_l V_l + \rho_g V_g}}{\frac{\rho_g V_g}{\rho_l V_l + \rho_g V_g}} = \frac{\rho_l V_l}{\rho_g V_g} \quad (27)$$

$$1 + \left(\frac{1-x}{x}\right)\left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right) = 1 + \frac{\rho_l V_l}{\rho_g V_g}\left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right) = 1 + \frac{V_l}{V_g} = \frac{V_g + V_l}{V_g} \quad (28)$$

$$\alpha_h = \frac{V_g}{V_g + V_l} = \frac{1}{1 + \left(\frac{1 - x}{x}\right) \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right)} \quad (29)$$

La figure 2.5 représente l'évolution du fluide durant la condensation en cas homogène :



Figure 2.5 : L'évolution du fluide durant la condensation en cas homogène

ii. <u>Corrélations Slip Ratio</u>

Le taux de glissement (ou le Slip ratio) représente le rapport entre la vitesse de la phase vapeur et la vitesse de la phase liquide.

$$S = \frac{V_g}{V_l} \quad (30)$$

Les corrélations de taux de glissement supposent que les phases vapeur et liquide circulent avec des vitesses différentes et que le taux de vide peut être exprimé comme suit :

$$\alpha = \frac{V_g}{V_g + V_l} = \frac{1}{1 + \left(\frac{1 - x}{x}\right) \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right) S} \quad (31)$$

Pour la corrélation homogène, S=1.

La différence entre les corrélations Slip Ratio et la corrélation homogène est le résultat des viscosités différentes aux interfaces liquide/vapeur, et des régimes d'écoulement. Le calcul du taux de vide en utilisant le concept du Slip Ratio est aussi important pour l'estimation des pertes de pression qui dépendent évidemment des vitesses des phases vapeur et liquide. Donc une estimation plus précise du taux de vide aboutit à une meilleure estimation des pertes de pression.

Les corrélations de Slip Ratio prennent l'hypothèse qu'il y a une masse accumulée dans chaque maille (car le gaz circule plus vite que le liquide), donc la masse totale du fluide sera plus grande que dans le cas homogène. La figure 2.6 représente l'évolution du fluide durant la condensation en cas d'un Slip Ratio différent de 1 :





Plusieurs corrélations ont été développées pour le calcul du taux de glissement et par conséquent du taux de vide. On cite les corrélations les plus utilisées dans la littérature dans le tableau 2.2 :

Corrélation	Equation	Remarques
T I (50)	$\alpha = (1 + \left(\frac{1-x}{x}\right) \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right)^{0.89} \left(\frac{\mu_l}{\mu_g}\right)^{0.18})^{-1} (32)$	
Thom [53]	$S = \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right)^{-0.11} \left(\frac{\mu_l}{\mu_g}\right)^{0.15} \tag{33}$	

Zivi [54]	$\alpha = \left(1 + \left(\frac{1-x}{x}\right) \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right)^{2/3}\right)^{-1} (34)$ $S = \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right)^{-1/3} (35)$	
Smith [55]	$\alpha = \left[1 + \left(\frac{1-x}{x}\right)\left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right)(K) + \left(1-K\right)\left(\frac{\left(\frac{\rho_l}{\rho_g}\right) + K\left(\frac{1-x}{x}\right)}{1+K\left(\frac{1-x}{x}\right)}\right)\right]^{-1} (36)$ $S = K + (1-K)\left(\frac{\left(\frac{\rho_l}{\rho_g}\right) + K\left(\frac{1-x}{x}\right)}{1+K\left(\frac{1-x}{x}\right)} (37)$	Prédit bien pour un ratio d'entraînement K=0.4
Chisholm [56]	$\alpha = \left[1 + \left(\frac{1-x}{x}\right) \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right) \sqrt{1 - x(1 - \frac{\rho_l}{\rho_g})}\right]^{-1} (38)$ $S = \sqrt{1 - x(1 - \frac{\rho_l}{\rho_g})} (39)$	Développée pour un écoulement annulaire

Tableau 2.2 : Corrélations basées sur le Slip Ratio

iii. Corrélations basées sur Lockhart-Martinelli

Ces corrélations se basent sur l'emploi du paramètre X_{tt} dérivé par Lockhart et Martinelli. Il est représenté par :

$$X_{tt} = \left(\frac{1-x}{x}\right)^{0.9} \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right)^{0.5} \left(\frac{\mu_l}{\mu_g}\right)^{0.1} \quad (40)$$

Ce paramètre rentre dans certaines corrélations qui calculent les coefficients de transfert de chaleur et les pertes de pression, et possède une relation avec le taux de vide. Il prend en compte les conditions d'écoulement qui rendent le flux non homogène notamment les dissipations par frottement.

On cite les corrélations basées sur le paramètre X_{tt} les plus utilisées dans la littérature dans la tableau 2.3:

Corrélation	Equation	Remarques	
		Basée	sur
Lockhart-	$\alpha = (1 + 0.28X_{tt}^{0.71})^{-1} (41)$	l'étude d'	'un flux
Martinelli [57]		air-eau da	ans des

		tubes de diamètre hydraulique entre 6.6 mm et 33.2 mm
Tandon et al. [58]	$\alpha = 1 - 1.928Re_{l}^{-0.315}(F(Xtt))^{-1} + 0.9293Re_{l}^{-0.63}(F(Xtt))^{-2} (42)$ $50 < R_{el} < 1125$ $\alpha = 1 - 0.38Re_{l}^{-0.088}(F(Xtt))^{-1} + 0.0361Re_{l}^{-0.176}(F(Xtt))^{-2}$ $R_{el} > 1125 (43)$ $F(X_{tt}) = 0.15(X_{tt}^{-1} + 2.85X_{tt}^{-0.467}) (44)$	Développée pour un écoulement annulaire
Yashar et al. [59]	$\alpha = (1 + \frac{1}{F_t} + X_{tt})^{-0.321} (45)$ $F_t = (\frac{G_{tp}^2 x^3}{(1 - x)\rho_g^2 g D_h})^{0.5} (46)$	Développée pour un écoulement annulaire et séparé

Tableau 2.3 : Corrélations basées sur Lockhart-Martinelli

iv. <u>Corrélations $f(\alpha_h)$ </u>

Ces corrélations sont obtenues à partir d'essais expérimentaux qui montrent des taux de vide différents de ceux obtenus par la corrélation homogène, donc ces derniers proposent une fonction $f(\alpha_h)$ qui corrige le modèle homogène. α_h représente le taux de vide obtenu par la corrélation homogène.

Corrélation	Equation	Remarques	
Armand [60]	$\alpha = 0.833\alpha_h (47)$		
Massena [61]	$\alpha = 0.833 \alpha_h$ $\alpha = (0.833 + (1 - 0.833)x) \alpha_h$	$\alpha_h < 0.9$ (48) $\alpha_h \ge 0.9$ (49)	
Chisolm [62]	$\alpha = \frac{\alpha_h}{\alpha_h + (1 - \alpha_h)^{0.5}}$	(50)	

On cite certaines corrélations dans le tableau 2.4 :

v. <u>Corrélations diverses</u>

Ces corrélations n'appartiennent pas aux quatre autres catégories. Elles ont été déduites à partir de résultats expérimentaux.

Corrélation	Equation	Remarques
-------------	----------	-----------

Tableau 2.4 : Corrélations $f(\alpha_h)$

Barcozy [63]	$\alpha = \left(1 + \left(\frac{1-x}{x}\right)^{0.74} \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right)^{0.65} \left(\frac{\mu_l}{\mu_g}\right)^{0.13}\right)^{-1} (51)$	Basée sur un échange air- eau et azote- mercure
Huq et Loth [64]	$\alpha = 1 - \frac{2(1-x)^2}{1 - 2x + \left[1 + 4x(1-x)\left(\frac{\rho_l}{\rho_g} - 1\right)\right]^{0.5}} $ (52)	
Xu et al. [65]	$\alpha = [1 + (1 + 2Fr_l^{-0.2}\alpha_h^{3.5}) \left(\frac{1-x}{x}\right) \left(\frac{\rho_g}{\rho_l}\right)]^{-1} (53)$	

Tableau 2.5	:	Corrélations	diverses
-------------	---	---------------------	----------

Après avoir réalisé une étude bibliographique sur les corrélations du taux de vide, plusieurs ont été implémentées dans le modèle numérique de l'échangeur de chaleur. Une petite validation du modèle a été réalisée en comparant trois de ces corrélations (homogène, Chisolm Slip Ratio et Massena $f(\alpha_h)$) en cas d'évaporation et de condensation. Le but de cette validation n'est pas de déterminer quelle corrélation utiliser pour chaque type d'échangeur mais juste de comparer les résultats des corrélations d'une manière qualitative.

• En évaporation :

La figure 2.7 montre l'évolution du taux de vide et du titre de vapeur dans les mailles (8 mailles) durant l'évaporation. La figure 2.8 montre la masse totale du fluide estimée par chaque corrélation étudiée.



Figure 2.7 : L'évolution du taux de vide et du titre de vapeur dans les mailles durant l'évaporation



Figure 2.8 : La masse totale du fluide dans l'échangeur estimée durant l'évaporation

La figure 2.7 montre un taux de vide d'environ 0.8 pour un titre de vapeur d'environ 0.2. En effet, même si le titre de vapeur est petit (donc la masse de la vapeur est beaucoup plus petite que la masse du liquide), le volume du gaz peut être grand en comparaison au volume total, car la densité du gaz est beaucoup moins élevée que celle du liquide. De même, quand le taux vide atteint la valeur 1, cela veut dire que tout le volume est occupé par de la vapeur.

De même, la corrélation homogène surestime le taux de vide par rapport aux corrélations $f(\alpha_h)$ et Slip Ratio. Cela se traduit par une masse totale plus petite estimée par la corrélation homogène en comparaison aux autres corrélations. En effet, dans la figure 2.8, la corrélation homogène estime une masse totale de fluide d'environ 4,32 g en comparaison avec les corrélations $f(\alpha_h)$ et Slip Ratio qui estiment une masse de 11,33 g et 10,6 g respectivement.

• En condensation :

La figure 2.9 montre l'évolution du taux de vide et du titre de vapeur dans les mailles (8 mailles) durant la condensation. La figure 2.10 montre la masse totale du fluide estimée par chaque corrélation étudiée.



Figure 2.9 : L'évolution du taux de vide et du titre de vapeur dans les mailles durant la condensation



Figure 2.10 : La masse totale du fluide dans l'échangeur estimée durant la condensation

La figure 2.9 montre des allures similaires pour les courbes de taux de vide obtenues à partir des trois corrélations. Comme dans le cas d'évaporation, la corrélation homogène surestime le taux de vide ce qui va aussi se traduire par une masse totale plus petite estimée par la corrélation homogène en comparaison avec les autres corrélations. Cela est représenté dans la figure 2.10 où la corrélation homogène estime une masse totale du fluide d'environ 154 g en comparaison avec les corrélations $f(\alpha_h)$ et Slip Ratio qui estiment une masse de 172,8 g et 173,8 g respectivement.

Durant la condensation, on remarque que le taux de vide dans la première maille est 1, donc le fluide est complétement en phase vapeur (surchauffé). Dans les mailles 6, 7, et 8, le taux de vide est 0, donc le fluide est complètement en phase liquide (sous-refroidi).

On remarque aussi que pour ces deux échangeurs étudiés, présentant des géométries similaires (tubes ronds) et des dimensions du même ordre de grandeur, la masse du fluide estimée dans le condenseur est 10 à 20 fois plus grande que celle estimée à l'évaporateur. En effet, au niveau du condenseur, une partie

non négligeable de ce dernier contient du fluide à la phase liquide ou ayant un titre de vapeur très bas, ce qui se traduit en une masse de fluide plus grande en comparaison avec l'évaporateur, dont la majorité est remplie de fluide à titre de vapeur élevé ou complètement à la phase vapeur.

b. La géométrie de l'échangeur

Plusieurs géométries d'échangeurs de chaleur existent dans la littérature. Les plus utilisées sont :

- Les échangeurs à tubes ronds ailettés (Round Tube Heat Exchanger RTHX).
- Les échangeurs à micro-canaux ailettés (Mini Channel Heat Exchanger MCHX).
- Les échangeurs à plaques ailettés (Plate and Fins Heat Exchanger PFHX).
- Les échangeurs à plaques (Plate Heat Exchanger PHX).
- Les échangeurs tubes-calandres.

Même si les configurations de ces échangeurs soient bien différentes, le principe de modélisation d'un canal utilisant la méthode des volumes finis reste le même. La différence est la méthode utilisée pour connecter les différents canaux. Dans notre modèle physique, des modèles pour des échangeurs RTHX, MCHX, PFHX et PHX ont été développés. Particulièrement, une difficulté a été présente en modélisant les RTHX et les MCHX qui ne présentent pas le même débit dans tous les canaux. Ces échangeurs ont donc été modélisés en Pseudo-3D. Cette modélisation permet de prendre en compte les différents rangs et les différentes passes de l'échangeur.

Pour expliquer la méthode Pseudo-3D, prenons l'exemple d'un échangeur RTHX présenté dans la figure 2.11.





Cet échangeur RTHX (réfrigérant air) est composé de deux circuits parallèles identiques sur le côté du fluide de travail. Ces circuits parallèles représentent les deux entrées principales du réfrigérant dans l'échangeur (à chaque entrée le réfrigérant possède les mêmes propriétés). L'utilisateur introduit le nombre des circuits parallèles (nParallel). Ensuite, dans le cas de cet échangeur, le réfrigérant se divise dans chaque circuit parallèle vers trois nouveaux circuits parallèles (représentés par nCircuit = 3), résultant en total en 6 circuits parallèles. Chacun de ces circuits est divisé en deux passes. Chaque passe représente un tube « allée » (symbole rond) et un tube « retour » (symbole X) côté réfrigérant. La passe peut comporter plusieurs rangs (deux rangs dans ce cas d'étude). Donc en total, cet échangeur est composé de 4 passes et 6 rangs. Cette configuration discrétise le flux de l'air en quatre parties (une partie pour chaque passe). Dans ce cas d'étude, l'utilisateur a choisi de discrétiser les tubes côté réfrigérant en deux (nSegTube = 2), donc chaque « aller » et chaque « retour » sont discrétisés en deux mailles. Cela résulte en une discrétisation totale du flux de l'air en 8 parties (A_{1,1}, A_{1,2} ... A_{4,2}).

L'utilisateur possède aussi le choix de discrétiser chaque tube selon sa profondeur comme le montre la figure 2.12.





Dans ce cas d'étude, l'utilisateur a choisi de discrétiser chaque tube (selon sa profondeur) en quatre mailles afin de mieux modéliser l'échange entre l'air et le réfrigérant. A noter que cette discrétisation n'affecte pas les propriétés du réfrigérant en profondeur ni en hauteur. Il faut noter aussi que le flux de l'air dans chaque matrice $A_{1,1}$, $A_{1,2}$... $A_{4,2}$, sera discrétisé en quatre mailles sur chaque tube, et chaque passe est composée de 6 rangs, ce qui rend la modélisation plus précise mais plus longue. Il est nécessaire donc de trouver une optimisation du nombre de mailles côté fluide de travail et côté air pour ce genre d'échangeur.

Comme ce modèle prend en compte les plusieurs circuits parallèles, les rangs et les passes, mais ne prend pas en compte l'évolution du réfrigérant dans chaque tube en profondeur et en hauteur, il a été nommé pseudo-3D.

c. Les corrélations du côté fluide de travail : Le coefficient de transfert de chaleur

Le coefficient de transfert de chaleur H appelé aussi coefficient de convection thermique est un paramètre essentiel dans le calcul de la puissance échangée dans un échangeur de chaleur. Il permet de quantifier un transfert de chaleur réalisé par un phénomène de convection au sein d'un fluide en mouvement. Il est directement proportionnel à la puissance échangée comme le montrent les équations (20) et (21), donc plus ce coefficient est élevé, plus la puissance échangée est grande. Plusieurs corrélations ont été

développées pour bien prédire ce coefficient en condensation et en évaporation. Ces corrélations ont été développées pour des conditions parfois générales et parfois bien spécifiques.

Nous distinguons entre les écoulements monophasiques et diphasiques.

• Ecoulement monophasique

Dans le cas d'un écoulement monophasique, on distingue entre l'écoulement laminaire et turbulent :

Ecoulement laminaire (Re < 2300)</p>

Cas de flux uniforme sur la paroi :

$$Nu = 4.364$$
 (53)

Cas de température uniforme sur la paroi :

$$Nu = 3.66$$
 (54)

Ecoulement turbulent (Re > 10000)

Pour les écoulements turbulents, la corrélation de Dittus-Boelter [66] est la plus utilisée et a démontré une fiabilité en comparant ses résultats avec les essais expérimentaux.

$$H = 0.023 Re^{0.8} Pr^n \frac{\lambda}{D_h} \quad (55)$$

Cette corrélation est valable pour Re > 10000 et 0.7 < Pr <160, avec n=0.4 lorsque la paroi chauffe le fluide et n=0.3 lorsque le fluide chauffe la paroi. On trouve aussi d'autres corrélations pour les écoulements monophasiques turbulents, comme celles de Notter-Sleicher et Petukhov [67].

• Ecoulement diphasique

Pour les écoulements diphasiques, nous distinguons entre les corrélations de coefficient de transfert de chaleur utilisées pour l'évaporation, et celles utilisées pour la condensation.

i. Evaporation

Durant l'ébullition (écoulement diphasique), le fluide peut échanger des quantités d'énergie thermique plus élevées que celles rencontrées lors d'un transfert de chaleur en écoulement monophasique [68]. L'ébullition est basée sur l'interaction entre les mécanismes d'ébullition nucléée et convective. L'ébullition nucléée a lieu lorsque la température de la paroi du tube est supérieure à la température de saturation du fluide et que le flux de chaleur imposé est inférieur au flux de chaleur critique. Ce type d'ébullition est généralement observé lorsque le titre de vapeur est bas et que la formation de sites de bulles au niveau de la paroi du tube peut fortement augmenter le transfert de chaleur. L'ébullition nucléée est limitée par le flux de chaleur critique, également appelée crise d'ébullition ou sortie d'ébullition nucléée. Le flux de chaleur critique décrit la limite thermique d'un phénomène, où un changement de phase se produit pendant le chauffage (comme la formation de bulles sur une surface métallique utilisée pour chauffer de l'eau), ce qui diminue soudainement l'efficacité du transfert de chaleur, provoquant ainsi une surchauffe localisée à la surface de chauffage. L'écoulement convectif est donc provoqué par l'enchaînement des mécanismes de conduction et de convection au niveau de la couche liquide mince et par l'évaporation à l'interface liquide-vapeur [69].

On trouve plusieurs corrélations dans la littérature qui permettent de prédire le coefficient de transfert de chaleur en évaporation. Les corrélations les plus utilisées sont citées ci-après :

-Cooper : Cette corrélation ne prend pas en compte l'ébullition convective. Elle calcule seulement le coefficient de transfert de chaleur relié à l'ébullition nucléée [70].

$$H_{nuc} = 55P_{red}^{0.12} (-log_{10}P_{red})^{-0.55} M_{mole}^{-0.5} q^{0.67}$$
(56)

- Gungor et Winterton : Cette corrélation est utilisée pour les tubes circulaires (RTHX). Elle prend en compte les ébullitions nucléée et convective [71].

$$H = E * H_l \quad (57)$$
$$E = 1 + 3000Bo^{0.86} + 1.12(\frac{x}{1-x})^{0.75}(\frac{\rho_l}{\rho_v})^{0.41} \quad (58)$$

- Bivens et al.: Cette corrélation a été développée pour le R-22. Elle prend en compte les ébullitions nucléée et convective. Elle utilise l'ébullition nucléée obtenue par la corrélation de Cooper [70] [72].

$$H = (H_{nuc}^{2.5} + H_{conv}^{2.5})^{\frac{1}{2.5}} (59)$$

$$H_{conv} = F * H_l (60)$$

$$F = 2.15(0.29 + \frac{1}{X_{tt}})^{0.85} si Fr > 0.25 (61)$$

$$F = 2.838Fr^{0.2}(0.29 + \frac{1}{X_{tt}})^{0.85} si Fr < 0.25 (62)$$

-Tran et al. : Cette corrélation a été développée pour des sections rectangulaires de diamètre hydraulique de 2.4 mm, et des sections circulaires de diamètre hydraulique de 2.46 mm. Le fluide de travail est le R-12. Le flux massique G=44-832 kg.m⁻².s⁻¹. Il prend en compte seulement l'ébullition nucléée [73].

$$H = 8.4 * 10^{5} * (Bo^{2}We_{l})^{0.3} (\frac{\rho_{l}}{\rho_{v}})^{-0.4}$$
 (63)

- Agostini et al. : Cette corrélation a été développée pour des sections de diamètre hydraulique de 2.01 mm. Le fluide de travail est le R-134a. Le flux massique G=90-295 kg.m⁻².s⁻¹ [74].

$$si x < 0.43 H = 28 * q^{\frac{2}{3}} * m^{-0.26} * x^{-0.1}$$
(64)
$$si x > 0.43 H = 28 * q^{\frac{2}{3}} * m^{-0.64} * x^{-2.08}$$
(65)

-Hamdar et al. : Cette corrélation se base sur la corrélation de Tran et al. mais introduit le nombre de Nusselt. Le fluide de travail est le R-152a. Le flux massique G=200- 600 kg.m⁻². s^{-1} [75].

$$Nu = 6942.8 * (Bo^2 We_l)^{0.2415} * (\frac{\rho_l}{\rho_v})^{0.5}$$
 (66)

- Mortada et al. : Cette corrélation se base sur la corrélation de Hamdar et al. mais prend en compte le flux massique en introduisant le nombre de Reynolds et le titre de vapeur. Les fluides de travail sont le R-134a et le R-1234yf [76].

$$Nu = a * (Bo^2 We_l)^b * ((\frac{\rho_l}{\rho_v})^{0.5} (\frac{1-x}{x})^{0.7})^c * Re_{l0}^d$$
(67)

Les valeurs de a, b, c et d sont cités dans l'article pour chaque cas d'étude.

- Turgut et al. : Cette corrélation a été développé pour des sections de diamètre hydraulique entre 0.5 et 13.84 mm. Le fluide de travail est le R-134a. Le flux massique G=50- 1500 kg.m⁻².s⁻¹[77].

$$H = (0.023Re_{l0}^{0.8}Pr_l^{0.4}\frac{\lambda_l}{D_h})(A_1Bo + A_2\left(\frac{1}{X_{tt}}\right)^{\frac{2}{3}}) \quad (68)$$

Les valeurs de A_1 et A_2 sont citées dans l'article pour chaque cas. A noter que le paramètre X_{tt} (Lockhart-Martinelli) est représenté par :

$$X_{tt} = (\frac{1-x}{x})^{0.9} (\frac{\rho_v}{\rho_l})^{0.5} (\frac{\mu_l}{\mu_v})^{0.1} \quad (69)$$

Les corrélations de Cooper, Gungor et Winterton, Tran et al., Agostini et al., et Turgut et al., ont été introduites au modèle numérique.

Ces corrélations ont été testées numériquement pour les conditions opératoires suivantes, pour comparer leurs résultats :

- Fluide de travail : R134a
- Fluide caloporteur : air
- Géométrie de l'évaporateur : Round Tube Heat Exchanger (RTHX)
- Diamètre hydraulique du tube : D_h=5.6 mm
- Longueur du tube : L=318 mm
- Pression d'évaporation = 3.5 bar absolue
- Débit de l'air = 971 kg/h
- Pression de l'air : 1 bar
- Température d'entrée de l'air : T=37°C
- Humidité relative de l'air : ϕ =20%
- Perte de pression : nulle
- Type des ailettes : Plates

La figure 2.13 représente la variation du coefficient de transfert de chaleur moyen en fonction du débit massique du fluide de travail qui varie entre 70 et 90 kg/h. La figure 2.14 représente la variation du coefficient de transfert de chaleur en fonction du titre de vapeur qui évolue dans les mailles pour un débit massique du fluide de travail de 80 kg/s.



Figure 2.13 : La variation du coefficient de transfert de chaleur moyen en fonction du débit massique



Figure 2.14 : La variation du coefficient de transfert de chaleur en fonction du titre de vapeur

Dans la figure 2.13, les valeurs des coefficients de transfert de chaleur moyens sont très éloignées entre les corrélations. Cela est dû aux différentes conditions opératoires dans lesquelles ces corrélations ont été développées (type de fluide, diamètre des tubes, etc.). On remarque que les allures et les valeurs des courbes de Gungor et Winterton et de Tran et al. sont presque similaires.

Dans la figure 2.14, les allures et les valeurs des courbes sont toutes éloignées et différentes. On remarque que le coefficient obtenu par les corrélations de Gungor et Winterton et Turgut et al. augmente en augmentant le titre de vapeur, celui d'Agostini et al. diminue en augmentant le titre de vapeur, le coefficient de Tran et al. reste presque constant et celui de Cooper et al. ne montre pas de corrélation claire avec le titre de vapeur. Cependant, il faut noter que l'effet du coefficient de transfert de chaleur côté fluide sur la puissance échangée n'est pas étudié dans ce paragraphe et sera détaillé dans la partie de validation du modèle avec des résultats expérimentaux. Ce qui est représenté dans les figures 2.13 et

2.14 a pour but de mettre en relief l'importance des conditions opératoires sur lesquelles les corrélations ont été développées.

ii. Condensation

-Shah : Cette corrélation a été développée pour l'eau et les fluides frigorigènes circulant dans des tubes de diamètre hydraulique $D_h>7$ mm [78].

$$H = H_l \left((1-x)^{0.8} + \frac{3.8x^{0.76}(1-x)^{0.04}}{P_{red}^{0.38}} \right)$$
(70)
$$H_l = 0.023 \frac{\lambda_l}{D_h} Re_{l0} Pr_l^{0.3}$$
(71)

-Bivens et al. : Cette corrélation corrige la corrélation de Shah en intégrant le flux massique [72]

$$Nu = Nu_{Shah}F$$
 (72)
 $F = 0.78738 + 6187.89G^{-2}$ (73)

-Webb et Zhang : Cette corrélation a été développée pour le R12 et le R-134a circulant dans des tubes à micro-canaux [79].

$$H = H_l \left((1-x)^{0.8} + \frac{2.35x^{0.76}(1-x)^{0.04}}{P_{red}^{0.8}} \right)$$
(74)
$$H_l = 0.023 \frac{\lambda_l}{D_h} Re_{l0} Pr_l^{0.3}$$
(75)

Les corrélations de Shah, Bivens et al. et Webb et Zhang ont été introduites dans le modèle numérique.

Une comparaison numérique entre ces corrélations pour les conditions opératoires suivantes est réalisée :

- Fluide de travail : R134a
- Fluide caloporteur : air
- Géométrie du condenseur : Mini Channel Heat Exchanger (MCHX)
- Diamètre hydraulique du tube : D_h=1.3 mm
- Pression de condensation = 13.5 bars absolue
- Débit de l'air = 2529 kg/h
- Pression de l'air = 1 bar
- Température d'entrée de l'air : T=38°C
- Humidité relative de l'air : φ =22%
- Perte de pression : nulle
- Type des ailettes : persiennes
- Longueur du tube : L=540 mm

La figure 2.15 représente la variation du coefficient de transfert de chaleur moyen en fonction du débit massique du fluide de travail, qui varie entre 100 et 120 kg/h. La figure 2.16 représente la variation du



coefficient de transfert de chaleur en fonction du titre de vapeur qui évolue dans les mailles pour un débit massique de 100kg /h.

Figure 2.15 : La variation du coefficient de transfert de chaleur moyen en fonction du débit massique



Figure 2.16 : La variation du coefficient de transfert de chaleur en fonction du titre de vapeur

Dans la figure 2.15, les valeurs des coefficients de transfert de chaleur moyens sont proches et les allures des courbes se ressemblent avec des différences plus faibles que 10%. Cela est à cause des similarités entre les formes de ces corrélations. En effet, les corrélations de Bivens et al. et de Webb et Zhang sont des corrections de celle de Shah.

Dans la figure 2.16, les allures et les valeurs des courbes sont assez semblables. On remarque aussi que le coefficient de transfert de chaleur calculé par les trois corrélations augmente avec l'augmentation du titre de vapeur.

d. Les corrélations côté fluide de travail : Les pertes de charge

Pour une conception optimale, il est nécessaire de déterminer la perte de charge dans les échangeurs de chaleur. Le taux de variation de la pression statique dans un canal est la somme de trois composantes :

$$\left(\frac{dP}{dz}\right)_{2\phi} = \left(\frac{dP}{dz}\right)_{fric,2\phi} + \left(\frac{dP}{dz}\right)_{grav,2\phi} + \left(\frac{dP}{dz}\right)_{acc,2\phi} \quad (76)$$

 $\left(\frac{dP}{dz}\right)_{fric,2\phi}$ est le gradient de pression dû au frottement du fluide sur la paroi de la conduite. A noter qu'en cas d'écoulement monophasique, la perte de pression par frottement est calculée par l'équation de Blasius:

$$dP_f = 4f \frac{L}{D_h} \frac{G^2}{2\rho} \quad (77)$$

Pour un écoulement liquide :

$$f_l = \frac{16}{Re_l} Re_l < 2300 \quad (78)$$
$$f_l = 0.046Re_l^{-0.2} Re_l > 2300 \quad (79)$$

Pour un écoulement vapeur :

$$f_v = \frac{16}{Re_v} si Re_v < 2300 \quad (80)$$

$$f_v = 0.079 Re_v^{-0.25} si Re_v > 2300 \quad (81)$$

 $\left(\frac{dP}{dz}\right)_{grav,2\phi}$ est le gradient de pression dû à la gravité en raison de l'élévation de la conduite, et peut être calculé comme suit :

$$(\frac{dP}{dz})_{grav,2\phi} = \rho_m gsin\Phi \quad (82)$$

Où ho_m est la masse volumique du mélange et peut être calculée comme suit :

$$\rho_m = \alpha \rho_g + (1 - \alpha) \rho_l \quad (83)$$

Ce terme est nul pour les conduites horizontales car l'angle $\Phi = 0$ et donc $sin\Phi = 0$.

 $\left(\frac{dP}{dz}\right)_{acc,2\phi}$ est le gradient de pression dû à la dilatation ou à la contraction de la phase gazeuse lorsque le mélange diphasique se déplace le long de la section d'essai, et peut être calculé comme suit [80] :

$$\left(\frac{dP}{dz}\right)_{acc,2\phi} = \frac{d}{dz} \left(\frac{G_l^2}{\rho_l(1-\alpha)} + \frac{G_v^2}{\rho_v\alpha}\right) \quad (84)$$

Où α est le taux de vide.

Parmi ces trois composantes de pertes de pression, le gradient de pression dû au frottement dans les écoulements diphasiques est le plus complexe et le plus difficile à prévoir en raison de sa dépendance du régime d'écoulement et de la rugosité de la conduite.

Les corrélations les plus utilisées dans la littérature pour calculer les pertes de pression par frottement sont celles de Müller-Steinhagen et Heck [81], Friedel [82]. Elles ont été ajoutées à notre modèle numérique. Aussi, une corrélation qui calcule les pertes de pression par frottement en utilisant la corrélation de Friedel, ainsi que les pertes de pression par accélération, a été introduite en utilisant la corrélation homogène pour le calcul du taux de vide. Une comparaison numérique entre les résultats de ces corrélations pour les conditions opératoires suivantes est réalisée :

- Type d'échange : Condensation
- Fluide de travail : R134a
- Fluide caloporteur : air
- Géométrie du condenseur : Mini Channel Heat Exchanger (MCHX)
- Pression de condensation = 13.5 bars absolue
- Débit de l'air =2529 kg/h
- Pression de l'air : 1 bar
- Température d'entrée de l'air : T=38°C
- Humidité relative de l'air : φ=22%
- Type des ailettes : persiennes
- Diamètre hydraulique du tube : D_h=1.3 mm
- Longueur du tube : L=540 mm

Les pertes de pression calculées en fonction du débit massique sont représentées dans la figure 2.17 :





Le graphe montre que les pertes de pression calculées en utilisant la corrélation de Friedel sans accélération donnent des valeurs deux fois plus importantes que celles calculées par la corrélation de Müller-Steinhagen et Heck. Aussi, les pertes de pression calculées en utilisant la corrélation de Friedel et en prenant en compte les pertes de pression par accélération donnent des valeurs trois fois plus importantes que celles calculées par la corrélation de Müller-Steinhagen et Heck. La comparaison des résultats de ces corrélations avec des résultats expérimentaux dans la section prochaine de la thèse permettra de confirmer quelle corrélation est la plus fiable pour le calcul des pertes de pression.
Dans ce qui suit, nous allons présenter les corrélations utilisées côté fluide caloporteur. Deux cas seront étudiés :

- Le fluide caloporteur est l'air qui circule sur les ailettes des géométries MCHX et RTHX.
- Le fluide caloporteur est un liquide (eau, eau glycolée, etc.) qui circule dans les plaques de la géométrie PHX (Plate Heat Exchanger).

L'importance de cette étude est de modéliser la majorité des échangeurs les plus fréquents dans la vie réelle. Dans le chapitre 3, le banc expérimental sera réalisé avec un condenseur RTHX (tubes ronds ailettés) qui utilise l'air comme fluide caloporteur, et un évaporateur PHX (échangeur à plaque) qui utilise l'eau glycolée comme fluide caloporteur.

e. Les corrélations côté air : Le coefficient de transfert de chaleur

A noter que dans les corrélations qui suivent, les paramètres géométriques suivant sont utilisés :

$$F_{l} = P_{t} = T_{p} - D_{m} \quad (85)$$
$$P_{l} = F_{d} \quad (86)$$
$$D_{c} = D_{out} + 2F_{t} \quad (87)$$
$$F_{s} = F_{p} - F_{t} \quad (88)$$

L'explication de ces paramètres peut être trouvée dans la nomenclature.

Le coefficient de transfert de chaleur convectif côté air s'exprime en fonction du facteur de Colburn j :

$$Nu = j * Re * Pr^{\frac{1}{3}}$$
 (89)

De même :

$$H_{air} = \frac{Nu * \lambda}{D_h} \quad (90)$$

Le facteur de Colburn j est relié au type des ailettes. Les plus communes sont les ailettes persiennes, ondulées, et planes. Il est relié aussi à la géométrie de l'échangeur. Nous allons étudier le cas d'un échangeur micro-canaux (MCHX) et un échangeur tubes ronds (RTHX).

La corrélation du coefficient de transfert de chaleur la plus utilisée dans la littérature pour chaque type sera implémentée dans le code.

i. MCHX - ailettes persiennes

La corrélation utilisée est celle de Chang et Wang [83] :

$$j = Re_{L_p}^{-0.49} (\frac{\theta}{90})^{0.27} (\frac{F_p}{L_p})^{-0.14} (\frac{F_l}{L_p})^{-0.29} (\frac{T_d}{L_p})^{-0.23} (\frac{L_l}{L_p})^{0.68} (\frac{T_p}{L_p})^{-0.28} (\frac{F_t}{L_p})^{-0.05}$$
(91)

Les paramètres F_p , L_p , θ , T_d , T_p et L_l sont des paramètres géométriques. Le domaine de validité de la corrélation de Chang et Wang est :

- $F_p = 1 2.2mm$
- L_p = 0.8 3mm
- $\quad \theta = 10 30^{\circ}$
- $T_d = 16 50mm$
- L_I = 5 16mm
- Re = 100 3000

ii. MCHX – ailettes ondulées

La corrélation utilisée est celle de Junqi et al. [84]:

$$j = 0.0836Re^{-0.2309} \left(\frac{F_p}{F_l}\right)^{0.1284} \left(\frac{F_p}{2W_a}\right)^{-0.153} \left(\frac{T_d}{W_p}\right)^{-0.326}$$
(92)

Le domaine de validité de la corrélation de Junqi et al. est :

- F_p = 2 2.5mm
- F_I = 8 10mm
- T_d = 43 65mm
- W_a = 0.75mm
- W_p = 10.8mm
- Re = 800 6500

iii. MCHX – ailettes planes

La corrélation utilisée est celle de Stignor [85]. Elle n'utilise pas le facteur de Colburn j. Elle permet de calculer directement le nombre de Nusselt tel que :

$$Nu = 6.8 - 37.5 \left(\frac{T_d}{D_h RePr}\right) \quad (93)$$

Le domaine de validité de la corrélation de Stignor est :

- $F_p = 4mm$

- F₁ = 19mm

- T_d = 45mm

iv. <u>RTHX – ailettes persiennes</u>

La corrélation utilisée est celle de Wang et al. [86]:

$$Pour \ Re_{D_c} < 1000 \ j = 14.3117 Re_{D_c}^{J_1} (\frac{F_p}{D_c})^{J_2} (\frac{L_h}{L_p})^{J_3} (\frac{F_p}{P_l})^{J_4} (\frac{P_l}{P_t})^{-1.724}$$
(94)
$$J_1 = -0.991 - 0.1055 (\frac{P_l}{P_t})^{3.1} ln \left(\frac{L_h}{L_p}\right)$$
(95)

$$J_{2} = -0.7344 + 2.1059 \left(\frac{N^{0.55}}{\ln(Re_{D_{c}}) - 3.2} \right) (96)$$

$$J_{3} = 0.08485 \left(\frac{P_{l}}{P_{t}} \right)^{-4.4} N^{-0.68} (97)$$

$$J_{4} = -0.1741 ln(N) (98)$$
Pour $Re_{D_{c}} \ge 1000 \ j = 1.1373 Re_{D_{c}}^{J_{5}} \left(\frac{F_{p}}{P_{l}} \right)^{J_{6}} \left(\frac{L_{h}}{L_{p}} \right)^{J_{7}} \left(\frac{P_{l}}{P_{t}} \right)^{J_{8}} (N)^{0.3545} (99)$

$$J_{5} = -0.6027 + 0.02593 \left(\frac{P_{l}}{D_{h}} \right)^{0.52} (N)^{-0.5} ln \left(\frac{L_{h}}{L_{p}} \right) (100)$$

$$J_{6} = -0.4776 + 0.40774 \left(\frac{N^{0.7}}{\ln(Re_{D_{c}}) - 4.4} \right) (101)$$

$$J_{7} = -0.58655 \left(\frac{F_{p}}{D_{h}} \right)^{2.3} \left(\frac{P_{l}}{P_{t}} \right)^{-1.6} N^{-0.65} (102)$$

$$J_{8} = -0.0814 \left(ln(Re_{D_{c}}) - 3 \right) (103)$$

$$D_{h} = \frac{4A_{c}}{L} (104)$$

Le domaine de validité de la corrélation de Wang et al. est :

- $P_t = 25.4 mm$
- $P_1 = 19 22mm$
- $D_c = 10.33$ mm
- $F_p = 1.2 2.5 mm$
- $\theta = 24.4 28.2^{\circ}$

v. <u>RTHX – ailettes ondulées</u>

La corrélation utilisée est celle de Wang et al. [87]:

$$Pour \ Re_{D_c} < 1000 \ j = 0.882 Re_{D_c}^{J_1} (\frac{D_c}{D_h})^{J_2} (\frac{F_s}{P_t})^{J_3} (\frac{F_s}{D_c})^{-1.58} (tan\theta)^{-0.2}$$
(105)

$$\begin{split} J_{1} &= 0.0045 \\ &- 0.491 Re_{D_{c}}^{-0.0316-0.0171\ln(Ntan\theta)} (\frac{P_{l}}{P_{t}})^{-0.109\ln(Ntan\theta)} (\frac{D_{c}}{D_{h}})^{0.542+0.0471N} (\frac{F_{s}}{D_{c}})^{0.984} (\frac{F_{s}}{P_{t}})^{-0.349} \quad (106) \\ &J_{2} = -2.72 + 6.84tan\theta \quad (107) \\ &J_{3} = 2.66tan\theta \quad (108) \\ Pour \ Re_{D_{c}} \geq 1000 \ j = 0.0646 Re_{D_{c}}^{J_{4}} (\frac{D_{c}}{D_{h}})^{J_{5}} (\frac{F_{s}}{P_{t}})^{-1.03} (\frac{P_{l}}{D_{c}})^{0.432} (tan\theta)^{-0.692} N^{-0.737} \quad (109) \end{split}$$

$$J_4 = -0.0545 - 0.0538 \tan\theta - 0.302 N^{-0.24} \left(\frac{F_s}{P_l}\right)^{-1.3} \left(\frac{P_l}{P_t}\right)^{0.379} \left(\frac{P_l}{D_h}\right)^{-1.35} \tan\theta^{-0.256}$$
(110)

$$J_5 = -1.29 \left(\frac{P_l}{P_t}\right)^{1.77 - 9.43tan\theta} \left(\frac{D_c}{D_h}\right)^{0.229 - 1.43tan\theta} N^{-0.166 - 1.08tan\theta} \left(\frac{F_s}{P_t}\right)^{-0.174\ln(0.5N)}$$
(111)

Le domaine de validité de la corrélation de Wang et al. est :

- $P_t = 21 38.1 \text{mm}$
- $P_1 = 12.7 33$ mm
- $D_c = 7.66 16.85 mm$
- $F_p = 1.21 6.43$ mm
- $\theta = 5.3 18.5^{\circ}$
- Re = 300 10000
- N = 1 6
- W_p = 6 16

vi. <u>RTHX – ailettes planes</u>

La corrélation utilisée est celle de Wang et al. [88]:

$$Pour N = 1 j = 0.108 Re_{D_c}^{-0.29} (\frac{P_t}{P_l})^{J_1} (\frac{F_p}{D_c})^{-1.084} (\frac{F_p}{D_h})^{-0.786} (\frac{F_p}{P_t})^{J_2} \quad (112)$$

$$J_1 = 1.9 - 0.23 ln (Re_{D_c}) \quad (113)$$

$$J_2 = -0.236 + 0.126 ln (Re_{D_c}) \quad (114)$$

$$Pour N \ge 2 j = 0.086 Re_{D_c}^{J_3} N^{J_4} (\frac{F_p}{D_c})^{J_5} (\frac{F_p}{D_h})^{J_6} (\frac{F_p}{P_t})^{-0.93} \quad (115)$$

$$J_3 = -0.361 - \frac{0.042N}{\ln(Re_{D_c})} + 0.158 \ln \left(N \left((\frac{F_p}{D_c})^{0.41} \right) \right) \quad (116)$$

$$J_4 = -1.224 - \frac{0.076(\frac{P_l}{D_h})^{1.42}}{\ln(Re_{D_c})} \quad (117)$$

$$J_5 = -0.083 + \frac{0.058N}{\ln(Re_{D_c})} \quad (118)$$

$$J_6 = -5.735 + 1.21 ln \left(\frac{Re_{D_c}}{N} \right) \quad (119)$$

Le domaine de validité de la corrélation de Wang et al. est :

- $P_t = 17.7 31.75$ mm
- $P_1 = 12.4 27.5 \text{mm}$
- $D_0 = 6.35 12.7 \text{mm}$
- $F_p = 1.19 8.7 mm$

- Re = 300 10000
- N = 1 6
- $F_t = 0.115$ mm

Comme une seule corrélation pour chaque type d'échangeur et chaque type d'ailettes est implémentée dans le code, la comparaison entre elles n'a pas de sens physique. Une étude qui montre la variation du coefficient de transfert de chaleur côté air en fonction du débit massique de ce dernier serait intéressante.

Les conditions opératoires de cette étude sont :

- Géométrie du condenseur : Mini Channel Heat Exchanger (MCHX)
- Type des ailettes : persiennes
- Longueur du tube : L=540 mm
- Diamètre hydraulique du tube : D_h=1.01 mm
- Type d'échange : Condensation
- Fluide de travail : R134a
- Pression de condensation = 13 bars absolue
- Débit du fluide de travail = 128 kg/h
- Débit de l'air = 2500-3500 kg/h
- Pression de l'air = 1 bar
- Température d'entrée de l'air = 38°C
- Humidité relative de l'air = 50%

Comme le condenseur est un MCHX et les ailettes sont persiennes, la corrélation utilisée est celle de Chang et al. [83]. Les résultats sont représentés dans la figure 2.18.



Figure 2.18 : L'évolution du coefficient de transfert de chaleur côté air en fonction du débit massique de l'air

Le coefficient de transfert de chaleur côté air augmente à peu près linéairement avec l'augmentation du débit massique de ce dernier

Il est intéressant de noter que H_{air} est beaucoup plus faible que H_{fluide}, donc H_{fluide} possède un effet minime sur la puissance de l'échangeur en comparaison avec H_{air}. En effet, H_{air} est le coefficient de transfert de chaleur limitant l'échange, car l'air possède une grande résistance aux échanges thermiques en

comparaison avec le fluide de travail. Cette observation sera démontrée aussi durant la validation expérimentale du modèle.

f. Les corrélations côté air : Les pertes de pression

Les pertes de pression côté air sont calculées à partir de l'équation :

$$dP = \frac{A_0}{A_c} \frac{fG_c^2}{2\rho} \quad (120)$$

Où A_0 est la section totale de passage, A_c la section minimale de passage, G_c le flux massique de l'air calculé à la section minimale de passage, et f le facteur de frottement de Colburn.

Plusieurs études ont été menées pour déduire le facteur f de Colburn, et similairement au facteur j de Colburn, le facteur f est relié à la géométrie de l'échangeur et au type des ailettes.

i. MCHX - ailettes persiennes

La corrélation utilisée est celle de Kim et Bullard [89]:

$$f = Re_{L_p}^{-0.781} (\frac{\theta}{90})^{0.444} (\frac{F_p}{L_p})^{-1.682} (\frac{F_l}{L_p})^{-1.22} (\frac{T_d}{L_p})^{0.818} (\frac{L_l}{L_p})^{1.97}$$
(121)

Les paramètres F_p , L_p , θ , T_d , T_p et L_l sont des paramètres géométriques. Le domaine de validité de la corrélation de Kim et Bullard est :

- $F_p = 1 1.4mm$
- $L_p = 1.7 mm$
- $\theta = 15 29^{\circ}$
- $T_d = 16 24mm$
- $L_1 = 6.4 \text{mm}$
- Re = 100 600

ii. MCHX – ailettes ondulées

La corrélation utilisée est celle de Junqi et al. [84]:

$$f = 1.16Re^{-0.309} (\frac{F_p}{F_h})^{0.3703} (\frac{F_p}{2W_a})^{-0.25} (\frac{L_d}{W_p})^{-0.1152}$$
(122)

Le domaine de validité de la corrélation de Junqi et al. est :

- $F_p = 2 2.5mm$
- F_I = 8 10mm
- $T_d = 43 65mm$
- W_a =0.75mm
- $W_p = 10.8 mm$
- Re = 800 6500

iii. MCHX – ailettes planes

La corrélation utilisée est celle de Stignor [85]:

$$f = \left(18.9597 + 0.24876 \left(\frac{1}{x^{+}}\right) - 0.000491 \left(\frac{1}{x^{+}}^{2}\right)\right) \frac{1}{Re_{D_{h}}} \quad (123)$$
$$x^{+} = \frac{T_{d}}{D_{h}Re_{D_{h}}} \quad (124)$$

Le domaine de validité de la corrélation de Stignor est:

- $F_{p} = 4mm$
- F_I = 19mm
- T_d = 45mm

iv. <u>RTHX – ailettes persiennes</u>

La corrélation utilisée est celle de Wang et al. [86]:

$$\begin{aligned} Pour \ N &= 1 \ f = 0.00317 Re_{D_c}^{F_1} (\frac{F_p}{P_l})^{F_2} (\frac{D_h}{D_c})^{F_3} (\frac{L_h}{L_p})^{F_4} (ln\left(\frac{A_0}{A_t}\right))^{-6.0483} \ (124) \\ F_1 &= -0.1691 + 4.4118 (\frac{F_p}{P_l})^{-0.3} (\frac{L_h}{L_p})^{-2} (ln(\frac{P_l}{P_t})) (\frac{F_p}{P_t})^3 \ (125) \\ F_2 &= -2.6642 - 14.3809 \left(\frac{1}{ln(Re_{D_c})}\right) \ (126) \\ F_3 &= -0.6816ln \left(\frac{F_p}{P_l}\right) \ (127) \\ F_4 &= 6.4668 (\frac{F_p}{P_t})^{1.7} ln \left(\frac{A_0}{A_t}\right) \ (128) \\ \end{aligned}$$

$$Pour \ N > 1 \ f = 0.06393Re_{D_c}^{F_5} (\frac{F_p}{D_c})^{F_6} (\frac{D_h}{D_c})^{F_7} (\frac{L_h}{L_p})^{F_8} (N)^{F_9} (ln(Re_{D_c}) - 4)^{-1.093} \ (129) \\ F_5 &= 0.1395 - 0.0101 (\frac{F_p}{P_l})^{0.58} (\frac{L_h}{L_p})^{-2} (ln(\frac{A_0}{A_t})) (\frac{P_l}{P_t})^{1.9} \ (130) \\ F_6 &= -6.4367 \left(\frac{1}{ln(Re_{D_c})}\right) \ (131) \\ F_7 &= 0.07191ln(Re_{D_c}) \ (132) \\ F_8 &= -2.0585 (\frac{F_p}{P_t})^{1.67} ln(Re_{D_c}) \ (133) \end{aligned}$$

$$F_9 = 0.1036 \left(ln \left(\frac{P_l}{P_t} \right) \right) \quad (134)$$

Le domaine de validité de la corrélation de Wang et al. est :

- $P_t = 25.4 mm$
- $P_1 = 19 22mm$
- $D_c = 10.33 mm$
- $F_p = 1.2 2.5 mm$
- $\theta = 24.4 28.2^{\circ}$
- Re = 400 3000

-
$$N = 1 - 2$$

- $L_h = 1.07 mm$
- $L_p = 2 2.35$ mm

v. <u>RTHX – ailettes ondulées</u>

La corrélation utilisée est celle de Wang et al. [87]:

$$\begin{aligned} Pour \ Re_{D_c} &< 1000 \ f = 4.37 Re_{D_c}^{F_1} (\frac{F_s}{D_h})^{F_2} (\frac{P_l}{D_t})^{F_3} (\frac{D_c}{D_h})^{0.2054} N^{F_4} \quad (135) \end{aligned}$$

$$F_1 &= 0.574 - 0.137 (\ln(Re_{D_c}) - 5.26)^{0.245} (\frac{P_t}{D_c})^{-0.765} (\frac{D_c}{D_h})^{-0.243} (\frac{F_s}{D_h})^{-0.474} (tan\theta)^{-0.217} N^{0.035} \quad (136) \end{aligned}$$

$$F_2 &= -3.05 tan\theta \quad (137)$$

$$F_3 &= -0.192 N \quad (138)$$

$$F_4 &= -0.646 tan\theta \quad (139) \end{aligned}$$

$$Pour \ Re_{D_c} \geq 1000 \ f = 0.228 Re_{D_c}^{F_5} (tan\theta)^{F_6} (\frac{F_s}{P_l})^{F_7} (\frac{P_l}{D_c})^{F_8} (\frac{D_c}{D_h})^{0.383} (\frac{P_l}{P_t})^{-0.247} \quad (140)$$

$$F_5 &= -0.141 (\frac{F_s}{P_l})^{0.0512} (tan\theta)^{-0.472} (\frac{P_l}{P_t})^{0.35} (\frac{P_t}{D_h})^{0.449 tan\theta} N^{-0.049 + 0.237 tan\theta} \quad (141)$$

$$F_6 &= -0.562 (ln(Re_{D_c}))^{-0.0923} N^{0.013} \quad (142)$$

$$F_7 &= 0.302 Re_{D_c}^{0.03} (\frac{P_t}{D_c})^{0.026} \quad (143)$$

$$F_8 &= -0.306 + 3.63 tan\theta \quad (144)$$

Le domaine de validité de la corrélation de Wang et al. est :

- $P_t = 21 - 38.1 \text{mm}$

- $P_1 = 12.7 33$ mm
- $D_c = 7.66 16.85$ mm
- Fp = 1.21 6.43mm
- $\theta = 5.3 18.5^{\circ}$

- Re = 300 10000
- N = 1 6
- Wp = 6 16

vi. <u>RTHX – ailettes planes</u>

La corrélation utilisée est celle de Wang et al. [88] :

$$f = 0.0267Re_{D_c}^{F_1} (\frac{P_t}{P_l})^{F_2} (\frac{F_p}{D_c})^{F_3} \quad (145)$$

$$F_1 = -0.764 + 0.739 \frac{P_t}{P_l} + 0.177 \frac{F_p}{D_c} - \frac{0.00758}{N} \quad (146)$$

$$F_2 = -15.689 + \frac{64.021}{\ln(Re_{D_c})} \quad (147)$$

$$F_3 = -1.696 - \frac{15.695}{\ln(Re_{D_c})} \quad (148)$$

Le domaine de validité de la corrélation de Wang et al. est :

- $P_t = 17.7 31.75$ mm
- $P_1 = 12.4 27.5 \text{mm}$
- $D_0 = 6.35 12.7 \text{mm}$
- $F_p = 1.19 8.7 mm$
- Re = 300 10000
- N = 1 6
- $F_t = 0.115$ mm

Comme une seule corrélation pour chaque type d'échangeur et chaque type d'ailettes est implémentée dans le code, la comparaison entre elles n'a pas de sens physique. Nous allons étudier la variation des pertes de pression côté air en fonction du débit massique de ce dernier.

Les conditions opératoires de cette étude sont :

- Géométrie du condenseur : Mini Channel Heat Exchanger (MCHX)
- Type des ailettes : persiennes
- Diamètre hydraulique du tube : D_h=1.01 mm
- Longueur du tube : L=540 mm
- Type d'échange : Condensation
- Fluide de travail : R134a
- Pression de condensation = 13 bars absolue
- Débit du fluide de travail = 128 kg/h
- Débit de l'air = 2500-3500 kg/h
- Pression de l'air = 1 bar
- Température d'entrée de l'air : T = 38°C
- Humidité relative de l'air : ϕ = 50%

Comme le condenseur est un MCHX et les ailettes sont persiennes, la corrélation utilisée pour estimer les pertes de pression côté air est celle de Kim et Bullard [89]. Les résultats sont représentés dans la figure 2.19.



Figure 2.19 : L'évolution des pertes de pression côté air en fonction du débit de ce dernier

Les pertes de pression côté air augmentent presque linéairement avec l'augmentation du débit massique de ce dernier. Aussi, la présence des ailettes a une grande contribution dans l'augmentation des pertes de charge côté air. Cependant, elle aide à améliorer l'échange thermique en augmentant la surface d'échange et en causant des turbulences dans l'écoulement de l'air, ce qui augmente le coefficient d'échange.

g. Les corrélations côté air : l'efficacité des ailettes

L'efficacité des ailettes rentre dans le calcul de la puissance échangée comme le montre l'équation (21).

i. <u>MCHX</u>

La corrélation utilisée est celle de Bergman et Incropera [90]:

$$L_{c} = \frac{P_{t} - D_{m}}{2} + \frac{F_{t}}{2} \quad (149)$$
$$\eta_{f} = \frac{\tanh(mL_{c})}{mL_{c}} \quad (150)$$
$$m^{2} = \frac{hcPe}{\lambda_{f}A_{c}} \quad (151)$$
$$hc = D_{m} - 2t \quad (152)$$
$$\eta_{0} = 1 - \frac{A_{f}}{A_{t}} (1 - \eta_{f}) \quad (153)$$

ii. <u>RTHX</u>

La corrélation utilisée est celle de Schmidt décrite par Wang et al. [88]:

$$\eta_{f} = \frac{\tanh(mr\phi)}{mr\phi} \quad (154)$$

$$r = \frac{D_{c}}{2} \quad (155)$$

$$m^{2} = \frac{2hc}{\lambda_{f}F_{t}} \quad (156)$$

$$\phi = \left(\frac{R_{eq}}{r} - 1\right) \left(1 + 0.35ln\left(\frac{R_{eq}}{r}\right)\right) \quad (157)$$

$$\frac{R_{eq}}{r} = 1.27 \frac{X_{M}}{r} \left(\frac{X_{L}}{X_{M}} - 0.3\right)^{0.5} \quad (158)$$

$$X_{L} = \sqrt{\left(\frac{P_{t}^{2}}{2} + \frac{P_{l}^{2}}{2}\right)} \quad (159)$$

$$X_{M} = \frac{P_{t}}{2} \quad (160)$$

$$\eta_{0} = 1 - \frac{A_{f}}{A_{t}} (1 - \eta_{f}) \quad (161)$$

h. Les corrélations côté caloporteur liquide (eau, eau glycolée, etc.): cas d'un échangeur à plaques (PHX)

Pour le calcul du coefficient de transfert de chaleur dans le cas monophasique, nous allons utiliser les équations 53-56.

Pour le calcul des pertes de pression d'un écoulement monophasique, nous allons utiliser les équations 77-79.

A noter que dans le cas d'un échangeur à plaques, le diamètre hydraulique est :

$$D_h = \frac{4A_c}{L} \quad (162)$$

i. Validation expérimentale des modèles des échangeurs

Une validation expérimentale des modèles des échangeurs serait intéressante pour plusieurs raisons : vérifier que la modélisation est globalement correcte, vérifier que les corrélations utilisées donnent des

résultats de bon ordre en comparaison avec l'expérimental, déduire l'effet des différents paramètres étudiés sur les résultats de modélisation, et comparer les résultats des différentes corrélations.

Même si au cours de la thèse, les corrélations concernant chaque type d'échangeur et chaque type d'ailettes ont été validé expérimentalement, nous allons présenter juste deux cas d'études. En effet, le modèle global sera validé expérimentalement dans le chapitre 3, et cette validation nous permettra de déduire l'effet de la charge de réfrigérant sur la performance du système de refroidissement.

Pour le moment, on se contentera d'étudier un condenseur micro-canaux (MCHX) ayant des ailettes persiennes, et un évaporateur tubes ronds (RTHX) ayant des ailettes planes, et de présenter les résultats des corrélations côté fluide de travail.

i. Le condenseur MCHX à ailettes persiennes

Les propriétés du condenseur étudié sont représentées ci-dessous, ainsi que les conditions opératoires :

- Géométrie : Mini Channel Heat Exchanger (MCHX) (Mini canaux)
- Type des ailettes : Persiennes
- Diamètre hydraulique du tube : D_h=1.01 mm
- Longueur du tube : L=540 mm
- Fluide de travail : R134a
- Pression en sortie de condensation = 13.5 bars absolue
- Débit du fluide de travail = 144 kg/h
- Débit de l'air = 2500-2800-3000 kg/h
- Pression de l'air = 1 bar
- Température d'entrée de l'air : T=38°C
- Humidité relative de l'air : φ=50%

La puissance de condensation sera étudiée en utilisant les corrélations de Webb et Zhang [79], Shah [78] et Bivens et al. [72], ainsi qu'un coefficient de transfert de chaleur diphasique constant H=3000 W/m².K. La corrélation utilisée pour le calcul des pertes de pression est celle de Friedel prenant en compte l'effet de l'accélération. Pour le calcul du taux de vide, on utilise la corrélation homogène.

On choisit un maillage du canal du réfrigérant égal à 5, et un maillage du canal de l'air égale à 10 pour les géométries MCHX.



Figure 2.20 : Comparaison des puissances de condensation avec l'expérimental

Les allures et les valeurs des courbes numériques sont en accord avec les résultats expérimentaux. En effet, la plus grande déviation entre les puissances numériques et les puissances expérimentales est 1%, ce qui montre que le modèle est correct globalement, et que les corrélations utilisées sont fiables.



Figure 2.21 : Les coefficients de transfert de chaleur calculés par les différentes corrélations

La figure 2.21 montre les valeurs du coefficient de transfert de chaleur moyen calculées par les différentes corrélations. Une différence d'environ 15% existe entre la corrélation de Shah et celle de Bivens. Cette différence n'a pas un effet important sur la puissance numérique. Cela démontre que, comme discuté précédemment, l'effet du coefficient de transfert de chaleur côté fluide est minime en comparaison avec l'effet du coefficient de transfert de chaleur côté air.

Comme discuté précédemment, les pertes de pression sont divisées en trois catégories : les pertes de pression par frottement visqueux, les pertes de pression par accélération, et les pertes de pression par gravité. Les pertes de pression par gravité sont limitées aux écoulements inclinés, ce qui n'est pas notre cas. La comparaison sera limitée entre l'expérimental, la corrélation de Friedel [82] sans prendre en

compte les pertes de pression par accélération, et Friedel en prenant en compte les pertes de pression par accélération.



Figure 2.22 : Les pertes de pression expérimentaux et numériques

Il est clair que l'estimation des pertes de pression diphasiques en utilisant la corrélation des pertes par frottement visqueux seule n'est pas suffisante. En prenant en compte les pertes par accélération, les simulations nous donnent une courbe qui ressemble en allure à la courbe expérimentale. La différence maximale entre l'estimation numérique et les résultats expérimentaux est de 20%.

ii. <u>L'évaporateur RTHX – ailettes planes</u>

Les propriétés de l'évaporateur étudié sont représentées ci-dessous ainsi que les conditions opératoires :

- Géométrie : Round Tube Heat Exchanger (RTHX) (Tubes ailettés)
- Type d'ailettes : Planes
- Diamètre hydraulique du tube : D_h=5.6 mm
- Longueur du tube : L=318 mm
- Fluide de travail : R134a
 Pression en sortie d'évaporation = 3.5 bars
- Débit massique du fluide de travail = 51.6-85.6 kg/h
- Débit de l'air = 971 kg/h
- Pression de l'air = 1 bar
- Température d'entrée de l'air : T=37°C
- Humidité relative de l'air : φ =20%

La puissance d'évaporation sera étudiée en utilisant les corrélations de Gungor et Winterton [71], Agostini et al. [74], Cooper [70], Tran et al. [73] et Turgut et al. [77], ainsi qu'un coefficient de transfert de chaleur diphasique constant H=4000 W/m².K. La corrélation utilisée pour le calcul des pertes de pression est celle de Friedel prenant en compte l'effet de l'accélération. Pour le calcul du taux de vide, on utilise la corrélation homogène.

On choisit un maillage du canal du réfrigérant égal à 2, et un maillage du canal de l'air égal à 5 pour les géométries RTHX.



Figure 2.23 : Comparaison des puissances de l'évaporation avec l'expérimental

Ce graphe montre que les coefficients de transfert de chaleur estimés par les corrélations de Tran et al., Gungor et Winterton, et Turgut et al., estiment le mieux la puissance échangée en comparaison à l'expérimental.



Figure 2.24 : Les coefficients de transfert de chaleur calculés par les différentes corrélations

La figure 2.24 montre les différentes valeurs du coefficient de transfert de chaleur moyen pour les corrélations de Gungor et Winterton, Tran et al., et Turgut et al.. Les corrélations de Gungor et Winterton et de Tran et al. présentent des allures similaires et des valeurs proches. Turgut et al. présente des valeurs 50% plus basses que celles de Gungor et Winterton. Cette différence de 50% équivaut une différence entre 5% et 10% sur la courbe de puissance. Cela démontre de nouveau que, comme discuté précédemment, l'effet du coefficient de transfert de chaleur côté fluide de travail est minime en comparaison avec l'effet du coefficient de transfert de chaleur côté air.



Figure 2.25 : Les pertes de pression expérimentaux et numériques

En calculant les pertes de pression par frottement visqueux (Friedel) et en prenant par compte les pertes de pression par accélération, les simulations nous donnent une courbe qui ressemble en allure et en valeurs à la courbe expérimentale (avec des déviations < 10%). Cela confirme que la bonne corrélation à utiliser pour les pertes de pression côté fluide est celle de Friedel en prenant en compte les pertes de pression par accélération.

Après avoir détaillé la méthode de modélisation des échangeurs de chaleur, la modélisation du compresseur, de la vanne de détente et de la bouteille liquide sera présentée.

2.2.2 Le compresseur

Certains systèmes de refroidissement comportent des compresseurs à vitesse variable, et d'autres des compresseurs à vitesse constante. Dans notre modèle, l'utilisateur a le choix de fixer la vitesse ou de la faire varier en fixant la pression d'évaporation (paramètre de contrôle).

Les paramètres d'entrées du compresseur sont donc :

- Le RPM sous forme d'une valeur fixe ou variable.
- La cylindrée en m³.
- Le rendement volumétrique.
- Le rendement isentropique.

Les équations qui régissent le fonctionnement du compresseur sont énumérées ci-dessous.

Le rendement isentropique :

$$\eta_{is} = \frac{h_{in,is} - h_{out}}{h_{in} - h_{out}} \quad (163)$$

Le débit du fluide de travail :

$$\dot{m}_f = \frac{RPM}{60} * Cyl * \rho_{in} * \eta_{vol} \quad (164)$$

A noter que la masse volumique du réfrigérant à l'entrée du compresseur est obtenue dans le modèle global à partir de la masse volumique à la sortie de l'évaporateur. Les rendements isentropiques et volumétriques sont obtenus à partir des essais expérimentaux.

2.2.3 La vanne de détente

La détente dans la vanne est supposée isenthalpique tel que :

$$h_{in,exp} = h_{out,exp} \quad (165)$$

Plusieurs types de vannes de détente existent. Les plus communes sont les vannes thermostatiques et les vannes électroniques. La vanne thermostatique régule son ouverture en comparant la surchauffe à l'évaporateur à la température de saturation du fluide de travail. Cette régulation se fait mécaniquement en appliquant une certaine pression qui correspond à la différence entre les températures mesurées. Dans le cas d'une vanne électronique, l'utilisateur de la machine choisit le degré de surchauffe désiré, et la vanne régule son ouverture électroniquement en utilisant un capteur de température placé à la sortie de l'évaporateur.

2.2.4 La bouteille liquide

Certains systèmes de refroidissement contiennent une bouteille liquide généralement placée à la sortie du condenseur. Il s'agit d'un composant important car il garantit que le réfrigérant à l'état liquide entre dans la vanne de détente quelque soit le régime de fonctionnement en constituant une réserve de fluide. Aussi, il permet de distribuer la charge de réfrigérant dans les composants du système de refroidissement d'une manière optimale.

L'effet physique de la bouteille liquide est qu'elle impose théoriquement un sous-refroidissement nul à la sortie du condenseur, donc le réfrigérant sera en phase liquide saturé. Cependant, dans les applications réelles, la bouteille impose une certaine perte de charge à son entrée ce qui résulte en un sous-refroidissement généralement d'environ 1 K.

La modélisation de la bouteille dépend du besoin de l'étude. Si l'étude a pour but de modéliser un système de refroidissement sans prendre en compte la charge de réfrigérant, on peut représenter la bouteille simplement par un degré de sous-refroidissement de 1 K à la sortie du condenseur. Cependant, si le but est de prendre en compte la charge de réfrigérant (comme est le cas de notre étude), la bouteille nécessite une modélisation plus extensive. Cette modélisation sera détaillée dans la section prochaine qui explique la stratégie de résolution du système de refroidissement global.

2.3 Stratégie de résolution du modèle global

Après avoir détaillé la modélisation des différents composants du système de refroidissement, il est important d'expliquer la stratégie de résolution du système de refroidissement global. En effet, en fermant la boucle des composants, les échangeurs de chaleur perdent des degrés de liberté et donc le nombre de paramètres d'entrée diminue. Pour mieux expliquer la stratégie de résolution, nous allons étudier deux systèmes de refroidissement simples, avec et sans bouteille liquide.

2.3.1 Système de refroidissement sans bouteille liquide



Le système en question tel qu'il est dans le modèle numérique, est représenté dans la figure 2.26 :

Figure 2.26 : système de refroidissement sans bouteille

Le système de refroidissement représenté dans la figure 2.26 contient un compresseur, un condenseur, une vanne de détente, un évaporateur et les sources et les puits des caloporteurs. Quand nous avons modélisé les échangeurs de chaleur seuls, les paramètres d'entrée côté fluide de travail étaient le débit massique de ce dernier, son enthalpie d'entrée et sa pression de sortie. Cependant, en fermant la boucle, le condenseur et l'évaporateur vont perdre deux degrés de liberté et donc deux paramètres d'entrée côté fluide. Etudions chaque échangeur seul :

- Le condenseur :

Le débit massique du réfrigérant au condenseur est imposé par le compresseur à partir de l'équation 164. Ce débit est constant dans tout le circuit et à travers tous les composants, car le système fonctionne en régime stationnaire. Aussi l'enthalpie d'entrée est imposée par le rendement isentropique du compresseur à partir de l'équation 163. Il reste donc la pression de sortie comme paramètre d'entrée côté fluide.

Cependant, durant le fonctionnement réel d'un tel système de refroidissement, la pression au condenseur est rarement imposée. En effet, elle est un résultat de la température du caloporteur (généralement la température ambiante en cas de condenseur à air), et de la charge de réfrigérant stockée dans le condenseur. Pour cela, dans la modélisation d'un tel système, on impose généralement le sous-refroidissement à la sortie du condenseur. Ce sous-refroidissement représente la charge stockée dans le condenseur et le pincement nécessaire. Cependant, notre modèle est capable d'estimer ce sous-refroidissement en utilisant la charge de réfrigérant comme paramètre d'entrée. En effet, en rentrant la masse totale du fluide comme paramètre d'entrée, le modèle est capable d'estimer la charge dans chaque échangeur en utilisant les corrélations du taux de vide. Voici les équations qui gèrent le modèle de la charge :

$$M_{tot} = M_{cond} + M_{\acute{e}vap} + M_{comp} + M_{comp-cond} + M_{cond-d\acute{e}t} + M_{d\acute{e}t-\acute{e}vap} + M_{\acute{e}vap-comp}$$
(166)

Où $M_{\acute{e}vap}$ est calculée en utilisant les corrélations du taux de vide (cela est possible car la surchauffe est imposée), et M_{comp} est calculée en utilisant la géométrie du compresseur. Les autres paramètres représentent la masse du réfrigérant dans les différents tuyaux :

 $M_{comp-cond} = \rho_{out,comp} * V_{comp-cond} \quad (167)$ $M_{cond-d\acute{e}t} = \rho_{out,cond} * V_{cond-d\acute{e}t} \quad (168)$ $M_{d\acute{e}t-\acute{e}vap} = \rho_{out,d\acute{e}t} * V_{d\acute{e}t-\acute{e}vap} \quad (169)$ $M_{\acute{e}vap-comp} = \rho_{out,\acute{e}vap} * V_{\acute{e}vap-comp} \quad (170)$

A noter que le réfrigérant en sortie du compresseur et de l'évaporateur est en phase vapeur, et donc sa masse peut être négligée dans les tuyaux reliant l'évaporateur au compresseur et le compresseur au condenseur (mais elle était incluse dans notre modèle). A la sortie du condenseur, le réfrigérant est à la phase liquide et donc sa masse ne peut pas être négligée dans ce qu'on appelle la ligne liquide. A la sortie de la vanne de détente, le réfrigérant est en diphasique.

Ayant toutes les masses des composants et la masse totale, on peut estimer la masse du réfrigérant dans le condenseur en utilisant l'équation 166. Une fois cette masse estimée, la corrélation du taux de vide sera utilisée dans le sens inverse pour estimer le degré de sous-refroidissement au condenseur. Ce calcul est fait automatiquement par le logiciel qui résout les équations d'une manière acausale.

<u>L'évaporateur :</u>

Comme expliqué précédemment, le débit massique du réfrigérant circulant dans la boucle est imposé par le compresseur. L'enthalpie d'entrée à l'évaporateur est désormais imposée par la détente isenthalpique du détendeur et l'équation 165. La pression de sortie reste donc comme paramètre d'entrée côté fluide.

Certains systèmes fixent la pression d'évaporation par contrôle, mais dans ces systèmes, la vitesse de rotation du compresseur est variable. Ce choix existe dans notre modèle, mais dans notre cas d'application nous allons choisir de varier la pression et fixer la vitesse de rotation du compresseur. Il reste donc un paramètre d'entrée à imposer. Ce paramètre est le degré de surchauffe à la sortie de l'évaporateur, qui

est imposé par le détendeur durant l'application réelle. Dans le modèle numérique, il sera un paramètre constant imposé.

Comme la charge totale de réfrigérant est imposée comme paramètre d'entrée, la masse résultante au condenseur va imposer le degré de sous-refroidissement, ce qui affecte l'équilibre du système. Donc, la charge totale du réfrigérant va en effet servir d'équation de fermeture du système. Cette modélisation est donc basée sur l'utilisation de la charge de réfrigérant comme paramètre d'entrée, ce qui est notre but pour pouvoir étudier l'effet de la charge et des fuites sur les différents paramètres du système de refroidissement en question.

Le grand avantage de ce modèle numérique est qu'il prend comme paramètres d'entrée, les paramètres connus dans la vie réelle. Ces paramètres sont :

- Les températures d'entrée des caloporteurs.
- Les débits massiques (ou volumiques) des caloporteurs.
- La masse totale du réfrigérant dans le système.
- Le degré de surchauffe à la sortie de l'évaporateur.
- La géométrie des échangeurs.
- La géométrie du compresseur.
- La géométrie des tuyaux.

Un autre avantage est la flexibilité du modèle. Par exemple, on peut facilement choisir entre pression d'évaporation constante et vitesse du compresseur variable, ou pression d'évaporation variable et vitesse du compresseur constante.

2.3.2 Système de refroidissement avec bouteille liquide

La bouteille liquide est généralement placée après le condenseur et avant la vanne de détente. Durant le fonctionnement d'un système de refroidissement avec bouteille, le degré de sous-refroidissement n'est plus imposable par la charge de réfrigérant stockée dans le condenseur, mais par la bouteille liquide. Ce degré imposé est généralement ≈ 1 K.

Si le but de la modélisation n'est pas l'étude de la charge du réfrigérant, on peut simplement enlever la masse totale (équation 166) du réfrigérant comme paramètre d'entrée, et ajouter une contrainte sur le degré de sous-refroidissement. Cependant, dans notre étude, la charge de réfrigérant totale est importante même avec la présence d'une bouteille liquide. Elle nous permettra d'étudier la distribution de la charge de réfrigérant dans les différents composants du système. Cette distribution varie en fonction des conditions opératoires.

En incluant la masse de réfrigérant totale dans notre modèle contenant une bouteille liquide, l'équation 166 devient :

$$M_{tot} = M_{bout} + M_{cond} + M_{\acute{e}vap} + M_{comp} + M_{comp-cond} + M_{cond-d\acute{e}t} + M_{d\acute{e}t-\acute{e}vap} + M_{\acute{e}vap-comp}$$
(171)

Ayant imposé le degré de sous-refroidissement, la masse de réfrigérant au condenseur devient connue. L'inconnue est donc la masse de réfrigérant dans la bouteille M_{bout} .

Cette masse est la somme de la masse de la phase vapeur et de la phase liquide dans la bouteille telle que :

$$M_{bout} = M_{l,bout} + M_{g,bout} \quad (172)$$

Avec :

$$M_{l,bout} = \rho_{l,bout} * V_{l,bout} \quad (173)$$
$$M_{g,bout} = \rho_{g,bout} * V_{g,bout} \quad (174)$$

Les densités de la phase vapeur et de la phase liquide sont obtenues facilement à partir de la pression à la sortie du condenseur.

Donc :

$$M_{bout} = Ht_{l,bout} * A * \rho_{l,bout} + Ht_{g,bout} * A * \rho_{g,bout}$$
(175)

Où Ht représente la hauteur et A la section de la bouteille cylindrique.

L'équation 175 contient deux inconnues. Une équation supplémentaire est nécessaire pour résoudre le système d'équations. Connaissant la géométrie de la bouteille, on peut ajouter l'équation (176). Cette équation montre que la somme de la hauteur de la phase liquide et la hauteur de la phase vapeur dans la bouteille est toujours constante.

$$Ht_{l,bout} + Ht_{g,bout} = cte$$
 (176)

Ces équations sont intéressantes, car il est difficile de mesurer la masse de réfrigérant dans la bouteille liquide dans les applications réelles, mais il est facile de mesurer la hauteur de la phase liquide en utilisant une mesure différentielle de pression par exemple, tel que :

$$dP = \rho_{l,bout} * g * Ht_{l,bout} + \rho_{g,bout} * g * Ht_{g,bout}$$
(177)

2.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons détaillé les différentes méthodes de modélisation d'échangeurs de chaleur. Cette étude nous a permis de choisir la méthode des volumes finis comme méthode adaptée à notre étude. Elle nous permettra en effet de discrétiser l'échangeur pour estimer correctement la charge de réfrigérant.

Ensuite, nous avons détaillé les corrélations nécessaires pour la modélisation d'un échangeur de chaleur. Ces corrélations incluent celles des coefficients de transfert de chaleur côté fluide caloporteur et côté fluide de travail, les corrélations pour le calcul de perte de pression côté caloporteur et côté fluide de travail et le calcul de l'efficacité des ailettes. Le modèle et les corrélations ont été validés expérimentalement sur plusieurs échangeurs, mais seulement deux cas d'études ont été présentés dans ce manuscrit. Ces cas d'études ont permis de vérifier que les puissances calculées numériquement sont en accord avec les puissances expérimentales, et de tirer certaines conclusions sur l'effet des corrélations.

Aussi, une étude détaillée sur le taux de vide a été présentée. Le taux de vide est un paramètre important pour le calcul de la masse du réfrigérant en diphasique, ainsi que pour le calcul des pertes de pression. Plusieurs corrélations ont été introduites dans le modèle numérique et une étude qualitative a été réalisée.

Après avoir détaillé la méthode de modélisation des échangeurs de chaleur, la modélisation du compresseur, de la vanne de détente et de la bouteille liquide a été expliquée.

Ensuite, la stratégie de résolution du système de refroidissement global (boucle fermée) a été présentée. Un système sans bouteille et un système avec bouteille ont été étudiés.

Le modèle physique du système de refroidissement est désormais complètement développé. Dans le chapitre 3, un banc d'essai est mis en place pour valider le modèle physique global. Une étude expérimentale sur l'effet de la charge sur les différents paramètres du système sera réalisée. Cette étude permettra aussi de valider le modèle numérique basé sur la charge. Le travail du chapitre 3 permettra de confirmer que le modèle numérique est un générateur de données fiable, et peut être utilisé dans un système d'apprentissage pour détecter les fuites ainsi que d'autres erreurs.

Chapitre 3

Le modèle numérique du système de refroidissement maintenant réalisé, un banc d'essai est conçu pour le valider et pour réaliser des études reliées à la charge de réfrigérant.

Dans ce chapitre, la configuration du banc d'essai sera présentée ainsi que l'instrumentation de ce dernier. Ensuite les tests réalisés sont détaillés : ces tests comportent des essais qui ont pour but la validation du modèle et des essais qui étudient l'impact de la charge de réfrigérant sur les différents paramètres du système de refroidissement. Enfin, la fiabilité du banc expérimental et du modèle numérique sera déterminée à partir d'une étude d'incertitude.

3.1 Description du banc expérimental

Le banc expérimental est constitué d'une chambre à température contrôlée (chambre climatique) représentant les conditions extérieures, et d'une boucle de propylène glycol à 40% (eau glycolée) représentant la charge à refroidir. Cette configuration expérimentale est illustrée dans la figure 3.1.

L'unité de condensation est installée dans la chambre climatique. Cette dernière est équipée d'un climatiseur permettant de refroidir et de contrôler la température de la pièce en compensant la chaleur rejetée par l'unité (côté condenseur). La température de l'air est mesurée à l'entrée d'air du condenseur à l'aide d'un capteur de température PT100 avec une précision de \pm 0,3 ° C.

La boucle d'eau glycolée est équipée d'un réservoir de stockage de 200 L, d'un dispositif de chauffage (résistance électrique) pour contrôler la température d'entrée de l'eau glycolée, et d'une pompe de circulation pour contrôler son débit. La température de l'eau glycolée est mesurée à l'entrée et à la sortie de l'évaporateur de l'unité de condensation à l'aide de quatre capteurs thermocouple (deux à l'entrée et deux à la sortie) avec une précision de \pm 0,5 ° C. Un débitmètre électromagnétique d'une précision de \pm 1% est utilisé pour mesurer le débit volumique de l'eau glycolée.



Figure 3.1 : Configuration du banc expérimental

C: Compresseur; CP: Pompe de Circulation; Cond: Condenseur; dP: Différentiel de Pression; Evap: Evaporateur; L: Bouteille Liquide; M: Débitmètre volumétrique P: Capteur de Pression; R: Résistance; T: Capteur de Température; TXV: Vanne de détente Thermostatique

3.2 Description du système et des tests réalisés

L'équipement testé est un système de réfrigération contenant une bouteille liquide. Le R-134A est le fluide de travail.

Selon son fabricant, le système de réfrigération présente les caractéristiques suivantes :

- Réfrigérant de référence : R-134A
- Charge nominale de réfrigérant : 8,6 kg
- Puissance frigorifique nominale : 5,09 kW (à une température de gaz d'aspiration de 0 °C, un sousrefroidissement liquide de 1 K, une température ambiante de 32 °C et une température d'évaporation de -10 °C)
- COP nominal = 2,44

Pour les mesures des températures et des pressions sur le fluide de travail, des thermocouples avec une précision de \pm 0,5 °C et des capteurs de pression avec une précision de \pm 15 kPa sont installés aux entrées et aux sorties du condenseur et de l'évaporateur.

Pour tous les tests réalisés, la puissance frigorifique est calculée par deux moyens :

Le premier par rapport au débit massique et à la température d'eau-glycolée à l'entrée et à la sortie de l'évaporateur selon l'équation (178) :

$$Q_{glycol} = \dot{m}_{glycol} c_{p,glycol} \left(T_{in,glycol} - T_{out,glycol} \right)$$
(178)

Le second par rapport au débit massique et aux enthalpies du réfrigérant à l'entrée et à la sortie de l'évaporateur selon l'équation (179) :

$$Q_{thermo} = \dot{m}_f \left(h_{out,evap} - h_{in,evap} \right) \quad (179)$$

La consommation électrique du système est mesurée à l'aide d'un wattmètre. La valeur mesurée comprend la consommation électrique du compresseur et la consommation électrique du ventilateur du condenseur.

Le coefficient de performance du système COP_{system} est calculé selon l'équation (180). Le COP_{system} est le rapport entre la capacité de refroidissement et la consommation électrique du système. Cette dernière comprend la consommation électrique du ventilateur du condenseur.

$$COP_{system} = \frac{Q_{cold}}{W_{comp} + W_{fan}} \quad (180)$$

D'abord, nous commencerons par charger le système de réfrigération avec 3.5 kg de R-134A et nous effectuerons des tests dans des conditions nominales pour comparer nos résultats à ceux de la fiche technique du fabricant. Ces tests auront pour but de valider notre installation et notamment notre instrumentation.

3.2.1 Tests de validation de la machine aux conditions nominales

Les tests de validation de la machine ont été réalisés pour quatre points différents. Ces points correspondent aux températures ambiantes de 26°C, 31°C, 38°C et 44°C. La température d'évaporation est choisie fixe à -17 °C. Elle est maintenue constante en modifiant la température d'entrée de l'eau glycolée, et donc en jouant sur le pincement à l'évaporateur.

La température de la chambre est régulée par le climatiseur. Les données sont enregistrées par un système d'acquisition avec des intervalles de 5 secondes. Pour chaque température ambiante, on attend la stabilisation du système. Une fois ce dernier stable, les données sont enregistrées pendant une heure pour s'assurer de la fiabilité de l'enregistrement. La moyenne des données est ensuite utilisée pour le calcul du COP et de la puissance frigorifique selon les équations (178-180).

Les résultats expérimentaux de la puissance frigorifique et du COP seront ensuite comparés à ceux estimés par le logiciel du fabricant de l'unité de condensation dans les mêmes conditions. Ce logiciel prend comme paramètres d'entrée la température d'évaporation, la température ambiante et la surchauffe. Il donne en sortie la puissance frigorifique, la consommation électrique et le débit massique théoriques (selon les estimations du fabricant).

Les résultats expérimentaux sont présentés dans le tableau 3.1. On appelle Q glycol et COP glycol la puissance et le COP calculés à partir de l'équation (178) (Bilan glycol). On appelle Q thermo et COP thermo la puissance et le COP calculés à partir de l'équation (179) (Bilan débit massique fluide frigorigène).

Température ambiante	26 °C	31°C	38 °C	44 °C
T in glycol (°C)	28.34	7.02	-3.12	-5.337
T out glycol (°C)	25.84	3.747	-10.2	-12.364
Débit glycol (L/s)	0.31518	0.26	0.132	0.1296
Q glycol (W)	3171.87	3434.75	3776.29	3677.61
COP glycol	1.944	2.071	2.152	2.126
T évaporation (°C)	-17.243	-17.143	-16.668	-17.355
T condensation (°C)	32.7	37.4	44	49.4
Surchauffe (K)	24.4	12.6	1.2	0.5
Q thermo (W)	3842,1	3616,6	3187,32	2883,06
COP thermo	2,355	2,181	1,816	1,667

Tableau 3.1 : Résultats expérimentaux des tests de validation

Le tableau 3.2 présente les résultats de la puissance frigorifique et du COP estimés par le logiciel du fournisseur de l'unité de condensation aux mêmes conditions opératoires.

Température ambiante	26 °C	31°C	38 °C	44 °C
Q thermo (W)	3980	3650	3290	2950
COP thermo	2.535	2.24	1.91	1.71

Tableau 3.2 : Résultats estimés par le logiciel du fournisseur



Figure 3.2 : Graphique représentant les puissances théoriques (estimés par le logiciel du fabricant) et expérimentales en fonction de la température ambiante



Figure 3.3 : Graphique représentant les COP théoriques et expérimentaux en fonction de la température ambiante

En utilisant l'équation (178) (le bilan glycol) pour le calcul de la puissance frigorifique et le COP, on trouve que Q glycol varie entre une sous-estimation de -20,3% et une surestimation de 24,6% par rapport à Q théorique. De plus, l'allure de la courbe glycol ne correspond pas à l'allure de la courbe théorique.

En utilisant l'équation (179) (bilan débit massique fluide frigorifique) pour le calcul de la puissance frigorifique et le COP, on trouve que Q thermo sous-estime Q théorique entre -3.46% et -0.91%. Le COP thermo sous-estime le COP théorique entre -7.1% et -2.51%. L'allure de la courbe théorique ressemble à l'allure de la courbe thermo.

Étant donné que l'équation (179) (bilan débit massique fluide frigorifique) donne des résultats proches des résultats estimés par les fabricants de l'unité de condensation, et des allures d'évolution de courbes correctes, elle sera utilisée pour tous les calculs ultérieurs.

La divergence des résultats en utilisant la méthode bilan glycol peut être majoritairement corrélée aux incertitudes des mesures des températures de glycol, ou à l'incertitude de mesure du débit glycol. La méthode Monte-Carlo est utilisée pour mettre en évidence l'effet de l'incertitude. Elle consiste à prendre des valeurs aléatoires des paramètres relatifs au calcul de la puissance frigorifique. Ces valeurs aléatoires sont entre deux bornes qui représentent l'incertitude du capteur tel que, pour une variable y :

$$bornes = y_{mesurée} \pm erreur$$
 (181)

Par exemple, pour le calcul de la puissance frigorifique en utilisant le bilan glycol :

$$Q_{glycol,al\acute{e}a} = \dot{m}_{glycol,al\acute{e}a} c_{p,glycol} \left(T_{in,glycol,al\acute{e}a} - T_{out,glycol,al\acute{e}a} \right)$$
(182)

Avec une incertitude de $\pm 0.5^{\circ}C$ sur les températures mesurées et $\pm 1\%$ sur le débit mesuré.

Ce calcul sera appliqué sur un grand nombre de points, pour pouvoir tirer comme résultat l'écart type (les bornes d'erreur moyenne) sur Q_{glycol}. Le même calcul sera aussi réalisé sur Q_{thermo} en prenant en compte l'incertitude sur les capteurs de pression, les capteurs de température et le débit massique côté réfrigérant.

Le tableau 3.3 résume les résultats de la méthode Monte-Carlo en ce qui concerne l'incertitude des mesures Glycol et Thermo. La figure 3.4 montre les résultats des puissances frigorifiques avec les barres d'erreurs.

Température Ambiante (°C)	26	31	38	43,84
Q thermo moyenne (W)	3731	3447	3217	2917,75
Ecart type	119,2	112,37	104,35	61,33
Q glycol moyenne (W)	3174	3423	3760,9	3674,69
Ecart type	1726,37	1387,34	726,21	695,76

Tableau 3.3 : Résultats de la méthode Monte-Carlo



Figure 3.4 : Graphe représentant la moyenne des puissances frigorifiques calculées par la méthode Monte-Carlo avec les barres d'erreurs

On remarque clairement que l'erreur sur le bilan glycol est largement supérieure à l'erreur sur le bilan thermo. Cette grande erreur résulte en un manque de fiabilité sur les mesures du bilan glycol. Le choix d'utiliser le bilan thermo, qui possède des erreurs plus faibles par rapport au bilan glycol, et qui donne des résultats proches de ceux estimés par le fabricant, est donc justifié.

Ces tests ont donc permis de valider le fonctionnement correct de la machine, et de choisir la méthode fiable de calcul de la puissance froid et du COP du système.

3.2.2 Validation et calage du modèle numérique par rapport à la machine

La validation la plus importante est celle des échangeurs des chaleurs. Pour cela, cette section se focalisera sur la validation des échangeurs individuellement, en comparant la puissance échangée expérimentalement à celle obtenue numériquement. Le modèle complet de la boucle sera utilisé pour valider l'effet de la charge sur les différents paramètres thermodynamiques. Les géométries détaillées du condenseur et de l'évaporateur sont présentées ci-dessous, ainsi que les corrélations utilisées dans les modèles.

i. <u>Le condenseur</u>

Le condenseur utilisé dans le banc expérimental est un condenseur à tubes ronds ailettés. Le fluide caloporteur est l'air. Sa géométrie détaillée est présentée dans le tableau 3.4 :

Variable géométrique	Valeur
Nombre de circuits parallèles identiques	6
Nombre de colonnes	2
Nombre de passes	6
Discrétisation côté air	3
Discrétisation côté R134a	5
Diamètre intérieur du tube	5 mm
Longueur du tube	1064 mm
Matériel	Aluminium
Epaisseur des ailettes	2 mm
Nombre d'ailettes par 10 cm	59
Type d'ailettes	Ondulées

Tableau 3.4 : Géométrie détaillée du condenseur

Une représentation générique du circuitage d'un échangeur à tube ronds ailettés est représentée dans la figure 3.5 :



Figure 3.5 : Représentation générique du circuitage d'un échangeur à tubes ronds ailettés Le tableau 3.5 résume les corrélations utilisées au niveau du condenseur.

Type de corrélation	Corrélation utilisée

Coefficient de transfert de chaleur côté air	Wang et al. [87]
Perte de pression côté air	Wang et al. [87]
Rendement des ailettes	Wang et al. [88]
Coefficient de transfert de chaleur côté fluide de	Webb et Zhang [79]
travail	
Perte de pression côté fluide de travail	Friedel [82] + accélération
Corrélation du taux de vide	Homogène

Tableau 3.5 : Corrélations utilisées pour le modèle du condenseur

ii. <u>L'évaporateur</u>

L'évaporateur utilisé dans le banc expérimental est un évaporateur à plaques. Le fluide caloporteur est du monopropylène glycol à 40%. Sa géométrie détaillée est présentée dans le tableau 3.6 :

Variable géométrique	Valeur
Diamètre d'entrée	24 mm
Longueur verticale	479 mm
Longueur horizontale	72 mm
Epaisseur de la paroi	0.1 mm
Discrétisation	8
Nombre de circuits parallèles	16
Diamètre hydraulique de la conduite	4.3 mm

Tableau 3.6 : Géométrie détaillée de l'évaporateur

Une représentation générique du circuitage d'un échangeur à plaques est représentée dans la figure 3.6 :



Figure 3.6 : Représentation générique du circuitage d'un échangeur à plaques [91]

Le tableau 3.7 résume les corrélations utilisées au niveau du condenseur.

Type de corrélation	Corrélation utilisée
Coefficient de transfert de chaleur côté eau	Dittus et Boelter [66]
glycolée	
Perte de pression côté eau glycolée	Blasius
Coefficient de transfert de chaleur côté fluide de	Tran et al. [73]
travail	
Perte de pression côté fluide de travail	Friedel [82] + accélération
Corrélation du taux de vide	Homogène

Tableau 3.7 : Corrélations utilisées pour le modèle de l'évaporateur

Trois tests ont été réalisés pour caler le modèle et valider les corrélations, aux températures ambiantes suivantes : 29 °C, 38 °C et 43.5 °C.

Les résultats expérimentaux des puissances de condensation et d'évaporation seront comparés aux résultats obtenus par le modèle numérique.

Température ambiante	29 °C	38°C	43.5 °C	
T évaporation (°C)	-3.7	-2.5	-1.8	
T condensation (°C)	47.8	53.5	57.6	
Surchauffe (K)	7.9	7.1	9.22	
Q cond thermo (W)	9069	8723	8406	
Q evap thermo (W)	6736	6052	5877	
COP thermo	2.8	2.36	2.22	

Les conditions et les résultats expérimentaux sont présentés dans le tableau 3.8.

Tableau 3.8 : Résultats expérimentaux des tests de validation

Le tableau 3.9 présente les puissances et à l'évaporateur estimées par le modèle numérique.

Température ambiante	29 °C	38°C	43.5 °C
Q condensation (W)	9321	8610	8511
Q évaporation (W)	6938	6220	5969

Tableau 3.9 : Résultats estimés par le modèle numérique



Figure 3.7 : Graphique représentant les puissances de condensation numériques (estimées par le modèle) et expérimentales en fonction de la température ambiante



Figure 3.8 : Graphique représentant les puissances d'évaporation numériques (estimées par le modèle) et expérimentales en fonction de la température ambiante

La figure 3.7 montre que la puissance de condensation numérique varie entre -1.29 % et 2.77% par rapport à la puissance de condensation expérimentale. La figure 3.8 montre que la puissance d'évaporation numérique varie entre 1.56% et 3.22% par rapport à la puissance d'évaporation expérimentale. Cette différence est acceptable d'un point de vue thermodynamique global, et montre que le modèle n'a pas nécessairement besoin de calage.

Après avoir vérifié la validité du modèle numérique des échangeurs, des tests sont nécessaires pour vérifier la capacité du modèle d'une boucle complète basé sur la charge de réfrigérant, d'estimer correctement les paramètres de fonctionnement du cycle.

3.2.3 Tests de l'effet de la charge sur les paramètres du système

Ces tests ont comme objectif d'étudier l'effet de la charge sur le fonctionnement de la machine, et de valider le modèle numérique de la boucle.

Les tests sont réalisés à une température ambiante presque constante autour de 38 °C. La machine sera remplie de réfrigérant jusqu'à que la bouteille soit pleine. Pour détecter que la bouteille est pleine, la machine sera chargée durant le fonctionnement et nous allons observer la haute pression et le sous-refroidissement du système en temps réel. Ces deux paramètres resteront constants tant que la bouteille n'est pas complètement pleine. Une fois la bouteille remplie, toute masse de fluide additionnelle sera stockée dans le condenseur. Ce stockage va causer l'augmentation de la haute pression et l'augmentation du sous refroidissement. Une fois une variation de ces paramètres observée, nous arrêtons la charge de réfrigérant et nous enregistrons le point de fonctionnement stabilisé. Cette charge de réfrigérant correspondra au point 0 g.

Ensuite, quatre surcharges ont été effectuées. A chaque surcharge, on attend la stabilisation du système et on enregistre les données pendant 20 minutes avec des intervalles de 5 secondes entre les enregistrements. Respectivement, les masses ajoutées sont : 75g, 160 g (total =235g), 170g (total =405g) et 170g (total =575g) de réfrigérant. Cinq points expérimentaux sont donc enregistrés.

Surcharge	Og	75g	160g (235g total)	170g (405g total)	170g (575g total)
Température Ambiante	37.2 °C	37.9 °C	38.3 °C	38.9 °C	39.4°C
HP (bar)	13.4	13.71	14.36	15.27	16.7
BP (bar)	2.99	3	3.01	3.02	3.05
Sous-refroidissement (K)	9.44	10.8	12.5	15.2	18.8
Q condensation (W)	10541	10445	10480	10541	10531
Q évaporation (W)	8038	7921	7913	7915	7817
СОР	3.06	2.99	2.94	2.88	2.76

D'abord, les résultats expérimentaux sont présentés dans le tableau 3.10.

On remarque que la BP reste presque constante avec la surcharge. Les graphes suivants montrent l'évolution de la HP, du sous-refroidissement, de la puissance frigorifique et du COP en fonction de la surcharge. A noter que la masse totale de R134a dans le système avant la surcharge (au point 0 g) est d'environ 9.65 kg.



Figure 3.9 : Evolution de la HP en fonction de la surcharge

Tableau 3.10 : Résultats expérimentaux des tests de surcharge



Figure 3.10 : Evolution du sous refroidissement en fonction de la surcharge



Figure 3.11 : Evolution de la puissance d'évaporation en fonction de la surcharge



Figure 3.12 : Evolution du COP en fonction de la surcharge

La pression de refoulement et le sous refroidissement augmentent avec la surcharge. En effet, le fluide ajouté va se stocker dans le condenseur ce qui augmentera la pression. Aussi, cela va augmenter la densité moyenne, réduisant le taux de vide, donnant donc plus de volume à la partie liquide, ce qui va améliorer l'échange thermique et donc augmentera le sous-refroidissement. La pression de refoulement augmente de 13.4 bar à 16.7 bar avec la surcharge de 575 g. Le sous refroidissement augmente de 9.44 K à 18.816 K avec la surcharge de 575g.

La surcharge de 575 g a causé une dégradation de la puissance frigorifique de 8038.55 W à 7817.43 W ce qui équivaut une diminution de 2.75%. Il faut noter que la température ambiante a augmenté de 2 °C ce qui va aussi dégrader la puissance frigorifique. Donc la diminution de la puissance frigorifique n'est pas causée exclusivement par la surcharge.

Le COP s'est dégradé de 3.064 à 2.758 avec la surcharge de 575 g. Cela équivaut une baisse de 9.98 % du COP. Même avec l'augmentation de 2 °C de la température ambiante, cette baisse du COP peut être fortement corrélée à la surcharge qui cause une consommation supplémentaire au niveau du compresseur. En effet, le compresseur doit faire plus de travail pour comprimer le fluide aux nouvelles hautes pressions qui augmentent avec la surcharge.

Après avoir étudié l'effet de la charge sur les paramètres du système de refroidissement, il est clair qu'il existe une corrélation directe entre la charge et la pression de refoulement, le sous refroidissement et le COP. Il est donc nécessaire de voir si le modèle numérique peut estimer ces paramètres correctement en fonction de la charge de réfrigérant.

Pour rappel, la méthode de résolution expliquée dans la section 2.3.1 pour les systèmes de refroidissement sans bouteille, consiste à introduire les paramètres suivants comme paramètres d'entrée au modèle numérique.

Composant	Paramètre d'entrée
	Température ambiante (air) (°C)
	Débit de l'air (m ³ /h)
Condenseur	Pression de sortie de l'air (Pa)
	Géométrie détaillée
	Température d'entrée de l'eau glycolée (°C)
Evaporateur	Pression de sortie de l'eau glycolée (Pa)
	Surchauffe (K)
	Géométrie détaillée
	RPM (tours/min)
Comprossour	Cylindrée (m ³)
Compresseur	Rendement isentropique
	Rendement volumétrique
Système global	Type de réfrigérant
	Masse totale du réfrigérant
	Géométrie de la tuyauterie

Tableau 3.11 : Paramètres d'entrée des différents composants

Les corrélations de taux de vide seront utilisées pour déterminer la masse de réfrigérant dans le condenseur et dans l'évaporateur en utilisant l'équation 166 (chapitre 2.3.1), ce qui va permettre de trouver la pression de refoulement et le degré de sous refroidissement. La masse à l'évaporateur n'a pas

d'effet sur le calcul des paramètres à l'évaporateur car la surchauffe est introduite comme paramètre d'entrée. Cependant, elle est nécessaire pour boucler l'équation 166.

Sept corrélations de taux de vide seront testées au condenseur à chaque surcharge : la corrélation homogène, Chisolm [62], Xu et al. [65], Massena [61], Yashar et al. [59], Lockhart et Martinelli [57] et Huq et Loth [64]. Ces corrélations ont été résumées dans le chapitre 2.2.1.a. Les simulations ont montré que la charge à l'évaporateur est minime en comparaison avec celle au condenseur, et donc sa variation est négligeable en changeant la corrélation de taux de vide utilisée à l'évaporateur. Pour cela, la corrélation homogène sera utilisée pour estimer la charge à l'évaporateur durant toutes les simulations.

Les résultats des simulations sont présentés dans les tableaux 3.12-3.16. Ces résultats étant importants mais nombreux, un résumé est présenté à la fin afin de les analyser. Un tableau est représenté pour chaque surcharge.

0 g	HP (bar)	Déviation (%)	Sous ref (K)	Déviation (%)	Q evap (W)	Déviation (%)	Q cond (W)	Déviation (%)	СОР	Déviation (%)	Débit réf (kg/h)	Déviation (%)
Expérimental	13,5		9,44		8038		10541		3,06		190	
Homogène	13,77	2,00	7,80	-17,37	8032	-0,07	10684	1,36	3,03	-0,98	197,50	3 <i>,</i> 95
Chisolm	13,69	1,41	5 <i>,</i> 88	-37,71	7938	-1,24	10584	0,41	3	-1,96	198,56	4,51
Xu et al.	13,72	1,63	6,57	-30,40	7972	-0,82	10620	0,75	3,01	-1,63	198,19	4,31
Massena	13,7	1,48	6,01	-36,33	7945	-1,16	10591	0,47	3	-1,96	198,49	4,47
Yashar et al.	13,64	1,04	4,43	-53,07	7865	-2,15	10507	-0,32	2,97	-2,94	199,36	4,93
Lockhart Martinelli	13,75	1,85	7,22	-23,52	8004	-0,42	10654	1,07	3,02	-1,31	197,8	4,11
Huq et Loth	13,52	0,15	0,5	-94,70	7655	-4,76	10292	-2,36	2,9	-5,23	201,66	6,14

Tableau 3.12 : Résultats des simulations numériques à 0 g surcharge

75 g	HP (bar)	Déviation (%)	Sous ref (K)	Déviation (%)	Q evap (W)	Déviation (%)	Q cond (W)	Déviation (%)	СОР	Déviation (%)	Débit réf (kg/h)	Déviation (%)
Expérimental	13,81		10,83		7920		10445		2,99		188,14	
Homogène	14,14	2,39	9,53	-12,05	8164	3,08	10869	4,06	3,02	0,94	199,20	5,88
Chisolm	14,05	1,74	7,85	-27,56	8084	2,07	10780	3,21	2,998	0,27	200,05	6,33
Xu et al.	14,07	1,88	8,46	-21,93	8114	2,45	10813	3,52	3	0,33	199,7	6,14
Massena	14,05	1,74	7,95	-26,63	8085	2,08	10786	3,26	3	0,33	200	6,30
Yashar et al.	13,98	1,23	6,46	-40,38	8015	1,20	10706	2,50	2,977	-0,43	200,77	6,71
Lockhart Martinelli	14,11	2,17	9,13	-15,74	8146	2,85	10848	3,86	3,01	0,67	199,4	5,98
Huq et Loth	13,84	0,22	2,62	-75,82	7812	-1,36	10495	0,48	2,91	-2,68	202,9	7,85

Tableau 3.13 : Résultats des simulations numériques à 75 g surcharge

235 g	HP (bar)	Déviation (%)	Sous ref (K)	Déviation (%)	Q evap (W)	Déviation (%)	Q cond (W)	Déviation (%)	СОР	Déviation (%)	Débit réf (kg/h)	Déviation (%)
Expérimental	14,44		12,56		7913		10480		2,94		187,53	
Homogène	14,54	0,69	12,30	-2,07	8114	2,54	10801	3,06	3,02	2,72	194,74	3,84
Chisolm	14,35	-0,62	10,9	-13,22	8066	1,93	10733	2,41	3,02	2,72	195,2	4,09
Xu et al.	14,41	-0,21	11,4	-9,24	8085	2,17	10758	2,65	3,02	2,72	195	3,98
---------------------	-------	-------	-------	--------	------	-------	-------	------	------	------	--------	------
Massena	14,37	-0,48	11	-12,42	8070	1,98	10739	2,47	3,02	2,72	195,19	4,08
Yashar et al.	14,23	-1,45	9,62	-23,41	8016	1,30	10670	1,81	3,02	2,72	195,7	4,36
Lockhart Martinelli	14,51	0,48	12,07	-3,90	8107	2,45	10790	2,96	3,02	2,72	194,82	3,89
Huq et Loth	14,05	-2,70	6,18	-50,80	7850	-0,80	10490	0,10	2,97	1,02	197,9	5,53

Tableau 3.14 : Résultats des simulations numériques à 235 g surcharge

405 g	HP (bar)	Déviation (%)	Sous ref (K)	Déviation (%)	Q evap (W)	Déviation (%)	Q cond (W)	Déviation (%)	СОР	Déviation (%)	Débit réf (kg/h)	Déviation (%)
Expérimental	15,35		15,25		7817		10541		2,88		187,22	
Homogène	15,57	1,43	15,62	2,43	8147	4,22	10949	3,87	2,90	0,69	194,16	3,71
Chisolm	15,14	-1,37	14,1	-7,54	8128	3,98	10884	3,25	2,94	2,08	194,81	4,05
Xu et al.	15,26	-0,59	14,55	-4,59	8134	4,06	10903	3,43	2,93	1,74	194,7	4,00
Massena	15,16	-1,24	14,16	-7,15	8129	3,99	10886	3,27	2,94	2,08	194,8	4,05
Yashar et al.	14,89	-3,00	13,06	-14,36	8109	3,74	10837	2,81	2,97	3,13	195	4,16
Lockhart Martinelli	15,46	0,72	15,24	-0,07	8143	4,17	10933	3,72	2,91	1,04	194,66	3,97
Huq et Loth	14,47	-5,73	10,01	-34,36	8005	2,41	10689	1,40	2,98	3,47	196	4,69

Tableau 3.15 : Résultats des simulations numériques à 405 g surcharge

575 g	HP (bar)	Déviation (%)	Sous ref (K)	Déviation (%)	Q evap (W)	Déviation (%)	Q cond (W)	Déviation (%)	СОР	Déviation (%)	Débit réf (kg/h)	Déviation (%)
Expérimental	16,77		18,81		7817		10531		2,758		185,24	
Homogène	16,99	1,31	19,72	4,80	8179	4,63	11129	5 <i>,</i> 68	2,77	0,44	194,60	5,05
Chisolm	16,57	-1,19	18,39	-2,26	8165	4,45	11073	5,15	2,8	1,52	194,7	5,11
Xu et al.	16,7	-0,42	18,81	-0,03	8170	4,52	11091	5,32	2,79	1,16	194,6	5,05
Massena	16,57	-1,19	18,4	-2,21	8165	4,45	11073	5,15	2,81	1,89	194,7	5,11
Yashar et al.	16,14	-3,76	16,97	-9,81	8147	4,22	11012	4,57	2,84	2,97	194,9	5,21
Lockhart Martinelli	16,96	1,13	19,63	4,33	8178	4,62	11125	5,64	2,77	0,44	194,6	5,05
Huq et Loth	15,19	-9,42	13,59	-27,77	8102	3,65	10866	3,18	2,93	6,24	195,38	5,47

Tableau 3.16 : Résultats des simulations numériques à 575 g surcharge

<u>Analyse des résultats :</u>

- Toutes les corrélations de taux de vide donnent des résultats satisfaisants d'un point de vue global : les puissances d'évaporation et de condensation varient entre -2% et +5% en comparaison avec les puissances expérimentales.
- Le COP varie entre -3% et +3% pour toutes les corrélations.
- Tous les résultats obtenus à partir des différentes corrélations de taux de vide montrent une augmentation de la HP et du sous-refroidissement avec l'augmentation de la charge, ainsi qu'une baisse du COP.
- L'évaluation de la HP est généralement satisfaisante avec Xu et al. donnant l'estimation la plus proche (entre -1% et +2% par rapport à l'expérimental).
- L'évaluation du sous refroidissement dépend de la corrélation, et la corrélation de Lockhart et Martinelli donne l'estimation la plus proche par rapport aux autres corrélations. L'estimation de

la HP en utilisant Lockhart et Martinelli est aussi satisfaisante (entre 0% et +2% par rapport à l'expérimental).

- Toutes les corrélations (sauf Huq et Loth) donnent des puissances d'évaporation et de condensation et des débits de réfrigérant très proches en valeur.
- La corrélation de Huq et Loth estime mal le degré de sous refroidissement (entre -94% et -27.7% par rapport à l'expérimental).

Conclusions :

- Les paramètres qui varient clairement avec la variation de la charge sont la haute pression, le sous refroidissement et le COP.
- La corrélation développée par Lockhart et Martinelli sera choisie pour l'estimation du taux de vide au condenseur comme elle présente des estimations proches de la HP, le sous refroidissement et le COP par rapport aux autres corrélations.
- Cependant, il faut étudier l'effet de l'incertitude des capteurs et du modèle numérique sur les résultats pour déterminer la fiabilité du modèle. Cette étude sera présentée dans la section prochaine.
- Aussi, une étude de sensibilité des différents paramètres étudiés (HP, sous refroidissement, COP) par rapport à la variation de la charge de réfrigérant est importante pour vérifier la fiabilité du modèle. Cette étude sera présentée dans le chapitre 4.

Les figures 3.13 et 3.14 montrent l'évolution des HP et des degrés de sous refroidissement expérimentalement et en utilisant la corrélation de Lockhart et Martinelli.



Figure 3.13 : HP expérimentale et HP calculée à partir de Lockhart Martinelli



Figure 3.14 : Sous ref expérimental et sous ref calculé à partir de Lockhart Martinelli

3.2.4 Distribution de la charge

Cette partie permettra d'étudier la distribution de la charge dans les composants du système à différentes surcharges. Plus particulièrement, elle nous permettra d'étudier l'endroit de stockage de la charge ajoutée. Les composants du système et les masses de réfrigérant contenues dans ces dernières (pour les différentes surcharges) sont représentés dans le tableau 3.17. La variation de la charge dans chaque composant est représentée dans le tableau 3.18.

	0 g (Total 9.65 kg)	75 g (Total 9.725 kg)	235 g (Total 9.885 kg)	405 g (Total 10.055 kg)	575 g (Total 10.225 kg)
Condenseur	389,9	428,7	518,7	662,85	806,07
Evaporateur	59,9	60,6	61,8	62,2	62,64
Collecteur sortie condenseur	148,16	148,74	149,8	150,24	150,66
Tuyau condenseur- bouteille	274,43	275,37	277,4	278,16	278,9
Tuyau bouteille- détendeur	325,48	326,7	329,16	330	330,97
Bouteille liquide	8436	8469	8532	8555,18	8578,9
Autres*	16,13	15,89	16,14	16,37	16,86

Tableau 3.17 : Distribution de la charge dans les différents composants aux différentes surcharges

*Les autres composants sont le tuyau détendeur-évaporateur, le tuyau évaporateur compresseur, le compresseur et le tuyau compresseur-condenseur

	0 g (Total 9.65 kg)	75 g (Total 9.725 kg)	(Total 9.885 kg)	(Total 10.055 kg)	170 g (Total 10.225 kg)
Condenseur	Réf	38,8	90	144,15	143,22
Evaporateur	Réf	0,7	1,2	0,4	0,44
Collecteur sortie	Réf				
condenseur		0,58	1,06	0,44	0,42
Tuyau condenseur- bouteille	Réf	0,94	2,03	0,76	0,74
Tuyau bouteille- détendeur	Réf	1,22	2,46	0,84	0,97
Bouteille liquide	Réf Bóf	33	63	23,18	23,72

Tableau 3.18 : Variation de la charge dans les différents composants aux différentes surcharges

On remarque qu'une grande partie de la charge ajoutée est stockée dans le condenseur. La charge ajoutée ne peut pas se stocker dans la bouteille liquide qui est complètement remplie en réfrigérant liquide, cependant nous remarquons qu'une partie non négligeable de la surcharge est stockée dans cette dernière. Cela est dû à l'effet combiné de l'augmentation de la haute pression et du degré de sous-refroidissement avec la surcharge, qui cause une augmentation de la densité du réfrigérant dans la bouteille liquide. Et comme cette dernière possède un grand volume par rapport au reste du circuit (elle contient $\approx 85\%$ de la charge totale), cette augmentation de densité causera une augmentation non négligeable de la charge dans la bouteille.

3.2.5 Etude d'incertitude

Dans une section précédente (3.2.3), le modèle numérique s'est montré capable d'estimer les différents paramètres (puissances, pression, COP...) d'une manière fiable en comparaison avec l'expérimental. Cependant, il existe une incertitude sur les tests expérimentaux et sur les simulations numériques qui pourraient être importants. En effet, les capteurs utilisés présentent une incertitude de mesure qui se traduit aussi en une incertitude sur les puissances mesurées (comme nous l'avons montré dans la section 3.2.2). Les données de certains de ces capteurs sont aussi utilisées comme paramètres d'entrée dans le modèle numérique. Aussi, une incertitude est présente sur la mesure de la géométrie du condenseur à cause de l'indisponibilité de la fiche du fabricant. Par contre, la géométrie détaillée de l'évaporateur a été fournie par son fabricant.

Le tableau 3.19 résume les paramètres les plus importants qui présentent une incertitude relative soit aux tests expérimentaux pour le calcul des puissances, soit au modèle numérique :

	Expérimentale	Modèle numérique
Température ambiante		X (±0.3°C)

Température entrée eau glycolée		X (±0.5°C)
Débit massique eau glycolée		X (±1%)
Débit massique air		X (±1%)
Température d'aspiration	X (±0.5°C)	X (±0.5°C)
Géométrie du condenseur		X
Puissance du compresseur	X (±1%)	
Pression d'évaporation	X (±15kPa)	
Pression de condensation	X (±15kPa)	
Température de refoulement	X (±0.5°C)	
Température de sortie condenseur	X (±0.5°C)	

Tableau 3.19 : Paramètres présentant une incertitude relative à l'étude

A noter que la géométrie du condenseur comporte un très grand nombre de paramètres, donc l'étude d'incertitude relative à cette dernière se focalisera sur le diamètre interne des tubes, l'espacement des ailettes, et la géométrie des ailettes (le pas et l'amplitude des ondes). Nous considérerons une erreur de ±5% sur ces paramètres géométriques.

Les paramètres qui montrent des incertitudes étant nombreux, l'étude se focalisera sur l'effet de ces derniers sur le calcul numérique de la pression HP, le degré de sous refroidissement, et le COP (ces paramètres sont les plus affectés par la charge de réfrigérant).

Le cas d'étude sera la surcharge de 405 g en utilisant la corrélation de Lockhart-Martinelli. Ce point a montré une grande similitude entre les valeurs expérimentales et les valeurs numériques de la pression de refoulement et le degré de sous refroidissement. Il permettra donc d'isoler l'effet de l'incertitude des paramètres du tableau 3.19.

La méthode Monte-Carlo est utilisée pour varier aléatoirement les paramètres du tableau 3.19 afin d'obtenir des barres d'erreurs relatives sur les résultats. Pour cela, un code développé sur python sera connecté au logiciel Dymola afin d'automatiser les simulations. L'étude a été réalisée sur 1500 points aléatoires. Les résultats sont représentés dans le tableau et les figures ci-dessous.

	Expéri	mentale	Numé	rique
	Valeur Ecart Type		Valeur	Ecart Type
	Moyenne		Moyenne	
Puissance d'évaporation (W)	7914	90.7	8142	54.7
Puissance de condensation (W)	10541	97	10932	72
Pression de refoulement (bar)	15.35	0.068	15.45	0.47
Degré de Sous refroidissement (K)	15.25	0.25	15.22	0.79
СОР	2.88	0.02	2.91	0.028

Tableau 3.20 : Comparaison entre les résultats expérimentaux et numériques





Figure 3.15 : Résultats expérimentaux et numériques à 405 g surcharge

Les résultats de l'étude d'incertitude montrent que malgré l'erreur engendrée par les données d'entrée au modèle numérique et les incertitudes des grandeurs expérimentales, la validité des résultats numériques est robuste, notamment sur les trois paramètres clés : COP, sous refroidissement et haute pression.

3.3 Cas d'études numériques d'un système contenant une bouteille liquide

Plusieurs systèmes de refroidissement contiennent une bouteille liquide. Ce composant est placé entre le condenseur et la vanne de détente. Il existe en versions horizontale ou verticale.

La bouteille liquide compense les variations de volume de réfrigérant en permettant d'alimenter le détendeur de façon correcte. En effet, ce dernier doit être toujours alimenté par du réfrigérant en phase liquide. Aussi, la bouteille peut être utilisée pour stocker la totalité du fluide en cas d'intervention technique.

Cependant, l'utilisation d'une bouteille liquide pose des contraintes sur notre méthode de détection de fuites proposée. En effet, notre méthode est basée sur l'observation de certains paramètres sensibles à la variation de la charge (HP, sous-refroidissement, etc.) mais, en présence d'une bouteille liquide, ces derniers ne montreront virtuellement aucune variation avec la variation de la charge. En effet, cette variation sera compensée par le fluide contenu dans la bouteille liquide.

Mais, même si les paramètres étudiés dans la section 3.2 ne varient plus avec la variation de la charge, un nouveau paramètre peut être étudié : ce paramètre est la charge de réfrigérant dans la bouteille liquide. En effet, la charge qui fuit sera compensée par la charge contenue dans la bouteille liquide. Cependant, la charge dans la bouteille varie aussi en fonction des conditions opératoires : par exemple, quand la température ambiante augmente, la pression de condensation moyenne augmente, ce qui causera une migration d'une partie de la charge de la bouteille liquide au condenseur. Aussi, l'utilisation de plusieurs évaporateurs en parallèle causera une variation de la charge de la bouteille selon le besoin de froid. Pour cela, un système d'apprentissage est toujours important d'être mis en place pour connaître le niveau normal de réfrigérant dans la bouteille liquide selon les différentes conditions opératoires.

Afin de pouvoir estimer la charge de réfrigérant dans la bouteille liquide, il n'est pas évident de mesurer la masse de la bouteille en utilisant une balance. Une méthode plus pratique basée sur l'utilisation d'un capteur différentiel de pression peut être employée. En effet, en branchant une mesure de différence de pression sur le haut et le bas de la bouteille liquide, on arrivera à mesurer la pression hydrostatique créée par la ligne liquide et la ligne vapeur dans cette dernière. Cette pression mesurée pourra ensuite être traduite en une hauteur des lignes liquide et vapeur, et ensuite en une charge de réfrigérant selon les équations 172-177 (section 2.3.2).

Dans notre banc expérimental, la bouteille liquide a les dimensions suivantes :

- Géométrie : cylindrique verticale.
- Diamètre intérieur : 159 mm.
- Hauteur : 375 mm.

Le volume de la bouteille est donc : 7.088 L.

Si ce volume était complètement rempli de R-134a liquide (ρ =1208.7 kg/m³ à 25°C et 10 bars), la masse de réfrigérant dans la bouteille serait ≈ 8.56 kg. Cette masse est très grande par rapport à la masse circulante dans le circuit qui est estimée autour de 1.1 kg. Cela est dû au fait que l'unité de condensation a été conçue pour des applications à plusieurs évaporateurs parallèles, donc plusieurs lignes liquides et une charge circulante supérieure à notre application. Aussi, le diamètre de la bouteille est assez important, donc une variation importante de la charge peut causer une variation minime du niveau (hauteur) de réfrigérant, et donc la variation de la différence de pression sera potentiellement non détectable.

Donc, avant de tester expérimentalement l'effet des conditions opératoires sur le niveau de la charge dans la bouteille liquide, il est plus prudent de vérifier numériquement si ces derniers possèdent un effet détectable.

3.3.1 Système contenant une bouteille liquide aux dimensions réelles

Dans ces simulations, nous avons testé l'effet de la température ambiante sur la distribution de la charge dans les composants du système. Les dimensions de la bouteille liquide sont les dimensions réelles (Diamètre intérieur : 159 mm ; Hauteur : 375 mm). Le sous-refroidissement est fixé à 1 K. La surchauffe est fixée à 8 K. La température d'entrée glycol est fixée à 6°C.

Les simulations ont été réalisées à quatre températures ambiantes : 24°C, 29°C, 36°C et 43°C.

La masse de réfrigérant totale dans le système est 4 kg. Les corrélations utilisées au condenseur et à l'évaporateur pour l'estimation du taux de vide sont Lockhart-Martinelli et la corrélation homogène respectivement.

Dans le tableau suivant, nous allons présenter, à chaque température ambiante, la masse de réfrigérant dans la bouteille, la hauteur liquide et la hauteur vapeur, la dP calculée et la masse de réfrigérant dans les différents composants.

Température ambiante	24 °C	29 °C	36 °C	43 °C
Masse réfrigérant bouteille (g)	2897	2903	2910,23	2927
Hauteur Liquide bouteille (cm)	11,48	11,56	11,66	11,8
Hauteur Vapeur bouteille (cm)	26,02	25,94	25,84	25,7
dP bouteille (Pa)	1431	1434	1437	1445
Masse condenseur (g)	264,3	273,66	287,64	296,3
Masse évaporateur (g)	52	49,6	46,55	41,2
Collecteur sortie condenseur (g)	153,45	150,95	147,23	142,5
Tuyau condenseur-bouteille (g)	284	279	272,6	263,8
Tuyau bouteille-détendeur (g)	337	331,6	323,44	317
Autre (g)	12,25	12,19	12,31	12,2

Tableau 3.21 : Résultats des simulations du système avec bouteille à différentes températures ambiantes

Les résultats dans le tableau 3.21 sont contre-intuitifs : la masse du réfrigérant dans la bouteille liquide augmente avec l'augmentation de la température ambiante. Sachant que l'augmentation de la température ambiante cause une augmentation de la pression de condensation, cela doit être accompagné avec une migration de la charge de la bouteille liquide vers le condenseur. Effectivement, on remarque que la charge dans le condenseur augmente avec l'augmentation de la température ambiante. Alors, pourquoi la charge dans la bouteille augmente ?

En regardant les masses volumiques correspondantes à la sortie du condenseur à chaque température ambiante, on remarque qu'elles diminuent avec l'augmentation de cette dernière (Tableau 3.22).

Température ambiante	24 °C	29 °C	36 °C	43 °C
Masse volumique sortie	1173.5	1154.15	1126.1	1089.8
condenseur (kg/m³)				

Tableau 3.22 : Masses volumiques sortie condenseur aux différentes températures ambiantes

Cette diminution au niveau de la masse volumique cause une diminution de la masse de réfrigérant dans la ligne liquide (condenseur-bouteille et bouteille-détendeur) et dans le collecteur du condenseur. La somme de la masse qui a diminué dans ces composants est du même ordre de grandeur que la masse qui a augmenté au condenseur, voire supérieure dans ce cas particulier. Cela cause donc une augmentation de la charge de la bouteille.

On peut dire que la variation de la charge dans la bouteille liquide dans ce cas d'étude particulier est négligeable en augmentant la température ambiante (30 g entre 24 °C et 43 °C). Plus particulièrement, la variation de la mesure du capteur de dP (possède généralement une incertitude d'environ 1%), sera négligeable.

Dans notre cas d'étude particulier, la variation de la charge dans la bouteille liquide a été négligeable en variant la température ambiante. Une autre condition opératoire qui pourra affecter la distribution de la charge est la température d'entrée du glycol. Des simulations ont été réalisées à 36 °C température ambiante, une surchauffe de 8 K et un sous-refroidissement de 1 K. La température de glycol a été variée entre 6 °C et 26 °C. Les résultats sont représentés dans le tableau 3.23. La masse totale dans le système est supposée 4 kg.

Température entrée	6 °C	16 °C	26 °C
glycol			
Masse bouteille (g)	2910.23	2893	2873.52
dP bouteille (Pa)	1437	1429.59	1419.75
Masse évaporateur (g)	46.55	61.32	78.52

Tableau 3.23 : Résultats des simulations du système avec bouteille à différentes températuresd'entrées glycol

On remarque que l'effet de la variation de la température d'entrée glycol sur la distribution de la charge est plus important que l'effet de variation de la température ambiante, mais il reste négligeable et difficilement détectable.

Pour mieux mettre en relief la variation de charge dans la bouteille qui serait détectable par le capteur dP, considérons un capteur fonctionnant dans la plage 0 Pa - 5000 Pa, avec une incertitude de 1% donc 50 Pa. La charge de réfrigérant totale dans le système sera variée à 36 °C température ambiante, 6 °C température d'entrée glycol, 8 K surchauffe et 1 K sous-refroidissement. Les résultats sont représentés dans le tableau 3.24.

Masse totale (g)	4000	3950	3900	3850
dP bouteille (Pa)	1437	1413	1388	1364

Tableau 3.24 : dP mesurée en fonction de la masse totale

Il faut noter que, selon notre modèle numérique, la masse est entièrement déduite de la bouteille liquide. On remarque aussi que, pour pouvoir détecter une fuite, il faut fuir au moins 100 g de réfrigérant dans ce cas particulier. Donc on peut confirmer que les variations de la charge dans la bouteille liquide, causées par la variation des conditions opératoires, sont négligeables devant l'ordre de grandeur de fuite nécessaire pour que cette dernière soit détectée par le capteur de dP.

Cependant, comme dit précédemment, la bouteille utilisée dans ce cas d'étude est surdimensionnée. Pour une bouteille plus petite (adaptée à notre système), la sensibilité du capteur de pression à la fuite pourrait s'améliorer.

3.3.2 Système contenant une bouteille liquide à des dimensions réduites

La bouteille liquide proposée possède les caractéristiques géométriques suivantes :

- Géométrie : cylindrique verticale.
- Diamètre intérieur : 78 mm.
- Hauteur : 375 mm.

Le volume de la bouteille est donc : 1.79 L.

Si ce volume était complètement rempli de R-134a liquide (ρ =1208.7 kg/m³ à 25°C et 10 bars), la masse de réfrigérant dans la bouteille serait ≈ 2.17 kg.

D'abord, l'effet de la variation la température ambiante sera testé sur un système contenant 3 kg de réfrigérant. Il faut noter que le comportement du système ne changera pas par rapport aux résultats dans la section 3.3.1 (aux mêmes conditions opératoires). La seule différence est qu'avec une bouteille à diamètre réduit, le capteur de dP sera plus sensible à la variation du niveau de la charge dans cette dernière. Donc les résultats présentés dans cette partie vont se focaliser sur la dP et la masse de réfrigérant dans la bouteille.

Température ambiante	24 °C	29 °C	36 °C	43 °C
Masse réfrigérant bouteille	1897	1903	1910.23	1927
(g)				
Hauteur Liquide bouteille	33.7	34.3	35.4	37
(cm)				
Hauteur Vapeur bouteille	3.8	3.2	2.1	0.5
(cm)				
dP bouteille (Pa)	3895.8	3906.8	3922	3962.4

Tableau 3.25 : Résultats des simulations du système avec bouteille à dimensions réduites

On remarque qu'avec une bouteille à dimensions réduites, le capteur de dP sera effectivement plus sensible à la variation de la charge. Cependant, il faudra passer de 24°C à 43°C en température ambiante pour pouvoir détecter une variation de la dP. Il faut aussi noter que la même différence de températures ambiante (19 K) appliquée par exemple entre 5°C et 24°C, aura un effet plus petit sur la dP car la variation de la haute pression sera plus petite. On peut observer cela entre 29°C et 36°C, et entre 36°C et 43°C : les deux ont une différence de 7 K, mais le passage de 29°C à 36°C cause une augmentation de la dP de 15.2 Pa, tandis que le passage de 36°C à 43°C cause une augmentation de la dP de 40.4 Pa. Pour mieux comprendre cette idée, on peut observer la pression de condensation à chaque température ambiante.

Température ambiante	24 °C	29 °C	36 °C	43 °C
Pression de condensation	9.06	10.25	12.16	14.76
(bar)				

Tableau 3.26 : Pressions de condensation à différentes températures ambiantes

Ces pressions ont été obtenues à partir des simulations. On remarque en effet que leur évolution n'est pas linéaire avec l'augmentation de la température ambiante.

Il est aussi intéressant d'observer l'effet combiné de la température ambiante et de la température d'entrée du glycol sur la variation de la charge dans la bouteille.

Prenons deux cas d'études extrêmes, qui représentent d'une part une température de condensation basse et une température d'évaporation élevée, et d'autre part une température de condensation élevée et une température d'évaporation basse :

- Température ambiante : 24 °C ; Température entrée glycol : 26 °C
 - Température ambiante : 43 °C ; Température entrée glycol : 6 °C

Température ambiante	24 °C	43 °C

Température entrée glycol	26 °C	6 °C
Masse réfrigérant bouteille (g)	1857	1927
dP bouteille (Pa)	3812.86	3962.4

Tableau 3.27 : Résultats des simulations du système à deux cas extrêmes

En comparant ces deux cas, on remarque une variation de la dP d'environ 150 Pa. Cette variation peut être détectable. Donc dans ce cas d'étude particulier, en utilisant une bouteille à dimensions réduites et un capteur de dP à haute précision, il pourrait être intéressant de créer un jumeau numérique qui pourra accélérer et améliorer l'apprentissage.

Pour mieux comprendre l'effet de la réduction des dimensions de la bouteille, comparons la sensibilité de la dP à une fuite avec le cas d'une bouteille redimensionnée. Prenons le même cas d'étude que la section 3.3.1 : un capteur dP fonctionnant dans la plage 0 Pa - 5000 Pa, avec une incertitude de 1% donc 50 Pa. La charge de réfrigérant totale dans le système sera variée à 36 °C température ambiante, 6 °C température d'entrée glycol, 8 K surchauffe et 1 K sous-refroidissement. La charge initiale est 3 kg.

Masse totale (g)	3000	2975	2950	2925
dP bouteille (Pa)	3922	3870	3819	3767

Tableau 3.28 : dP mesurée en fonction de la masse totale

On remarque qu'à partir de 25 g de fuite, le capteur de dP est capable de détecter une fuite (en prenant en compte les 50 Pa d'incertitude). Cela représente une nette amélioration pour la détection en comparaison avec le cas étudié dans 3.3.1, où au moins une fuite de 100 g était nécessaire pour être détectable par le capteur dP. Donc, les dimensions de la bouteille liquide (notamment son diamètre) affectent énormément la détection indirecte de fuites. Il faut noter aussi que la géométrie cylindrique verticale étudiée favorise la détection de fuites, tandis qu'une géométrie cylindrique horizontale ou sphérique sera défavorable.

3.3.3 Système multi-évaporateurs avec bouteille liquide (dimensions réduites)

Certains systèmes de refroidissement contiennent plusieurs évaporateurs en parallèle [92]. Par exemple dans le domaine commercial alimentaire, ces évaporateurs alimentent différents frigos, et parfois un même frigo à charge variable. Un détendeur est installé avant chaque évaporateur. Une configuration possible d'un système multi-évaporateurs est représentée dans la figure ci-dessous.



Figure 3.16 : Représentation d'un système multi-évaporateurs

Dans cette configuration, nous avons utilisé deux compresseurs en parallèle. On remarque aussi la présence de deux lignes liquides (entre la bouteille et les détendeurs).

La cas d'étude numérique considéré suppose que les deux évaporateurs et les lignes liquides sont identiques en géométries. La comparaison sera réalisée entre le système multi-évaporateur mais utilisant un seul évaporateur, et le système utilisant les deux évaporateurs. A noter que les deux lignes liquides seront pleines même si un seul évaporateur est utilisé. Le système contient 3 kg comme charge totale de R-134A. Les résultats aux différentes températures ambiantes étudiées précédemment, pour un système utilisant un seul évaporateur et deux évaporateurs, sont présentés dans les tableaux 3.29 et 3.30 respectivement.

Température ambiante 24 °C 29 °C	36 °C	43 °C
Masse réfrigérant bouteille (g) 1560 1571	1587	1617
dP bouteille (Pa) 3203 3226	3258	3319

Tableau 3.29 : Système utilisant un seul évaporateur

Température ambiante	24 °C	29 °C	36 °C	43 °C
Masse réfrigérant bouteille (g)	1537	1552	1568	1585
dP bouteille (Pa)	3157	3186	3220	3255

Tableau 3.30 : Système utilisant deux évaporateurs

Analyses des résultats :

- En comparant les résultats du tableau 3.29 à ceux du tableau 3.25 (section 3.3.2), on remarque que la variation de la charge dans la bouteille est plus grande dans le tableau 3.29. En effet, l'emploi d'une deuxième ligne liquide va affecter la différence de la charge dans la bouteille à cause de la variation de la densité entre chaque température ambiante.
- La masse de réfrigérant dans un seul évaporateur est ≈ 48 g. Aussi, en utilisant un seul évaporateur, la charge dans le condenseur est ≈ 290 g, tandis que l'utilisation de deux évaporateurs augmente la charge au condenseur à ≈ 316 g. Donc, l'utilisation de deux évaporateurs en parallèle doit induire une diminution d'environ 75 g dans la bouteille liquide en comparaison avec l'utilisation d'un seul évaporateur. Cependant, on remarque que la variation est d'environ 22 g et non pas 75 g.

La raison physique derrière cette incohérence est bien intéressante : l'utilisation de deux évaporateurs en parallèle cause un débit de réfrigérant deux fois plus grand au condenseur. Cela va induire une charge thermique plus grande à être échangée avec l'air, ce qui résulte en une haute pression plus élevée que le cas d'un seul évaporateur. Numériquement, la haute pression à 36 °C est 12.1 bar en utilisant un seul évaporateur et 15.3 bar en utilisant deux évaporateurs en parallèle. Cela induit une densité plus basse à la sortie du condenseur en utilisant deux évaporateurs en parallèle (comme expliqué dans 3.3.1), ce qui résulte en une masse plus petite dans les lignes liquides, et donc une masse plus grande dans la bouteille.

- L'ordre de grandeur de la variation de la charge de réfrigérant dans la bouteille en fonction des conditions opératoires est donc toujours plus bas que la limite de détection, même en utilisant deux évaporateurs en parallèle.
- L'utilisation d'un nombre plus grands d'évaporateurs en parallèle pourrait potentiellement causer une variation de la charge de réfrigérant détectable au niveau de la bouteille liquide, en variant les conditions opératoires. Comme vu précédemment, cela dépendra principalement de la géométrie et de la configuration utilisées.

On trouve parfois des systèmes qui augmentent la vitesse du ventilateur au condenseur quand plusieurs évaporateurs sont utilisés en parallèle, ou qui utilisent des ventilateurs en parallèle. Nous allons simuler ce cas en doublant le débit d'air au condenseur dans les simulations. Les résultats sont représentés dans le tableau 3.31.

Température ambiante	24 °C	29 °C	36 °C	43 °C
Masse réfrigérant bouteille (g)	1508	1523	1540	1560
dP bouteille (Pa)	3097	3127	3161	3203
Masse réfrigérant bouteille (g) (un seul évaporateur)	1560	1571	1587	1617

Tableau 3.31 : Système utilisant deux évaporateurs et un ventilateur à vitesse variable

On remarque effectivement que la différence au niveau de la charge dans la bouteille, entre le cas d'un seul évaporateur et le cas de deux évaporateurs avec ventilateur du condenseur à vitesse doublée, est plus grande que le cas d'un ventilateur à vitesse fixe. En effet, en utilisant un ventilateur à vitesse supérieur, la haute pression sera plus basse et donc la densité en sortie du condenseur sera plus élevée.

3.3.4 Système à compresseur à vitesse variable

Les trois cas d'études précédents considèrent que le débit volumétrique au compresseur est constant, et que la basse pression varie avec les conditions opératoires (notamment la température d'entrée de glycol). Cependant, certains systèmes de refroidissement visent à fixer la basse pression et employer un compresseur à vitesse variable. Cela pourrait potentiellement induire une variation de la charge plus distinguée dans la bouteille liquide en variant les conditions opératoires. Considérons le même système étudié dans la section 3.3.2 (bouteille à dimensions réduites), mais avec une basse pression fixe à 2.55 bar en sortie de l'évaporateur ($T_{saturation} = -3.75$ °C), et un compresseur à vitesse variable. Le tableau 3.32 résume les résultats aux différentes températures ambiantes.

Température ambiante	24 °C	29 °C	36 °C	43 °C
Masse réfrigérant bouteille (g)	1893	1901	1910	1921
dP bouteille (Pa)	3886	3903	3922	3944
Débit (kg/h)	145.7	153.6	164.7	182.88

Tableau 3.32 : Résultats des simulations du système avec compresseur à vitesse variable

On remarque que l'utilisation d'un compresseur à vitesse variable n'a pas d'effet remarquable sur la variation de la charge dans la bouteille en fonction des conditions opératoires.

Simulons deux températures d'entrée de glycol : 6°C et 11 °C à 32 °C température ambiante.

Température ambiante	32 °C	32 °C
Température entrée glycol	6 °C	11 °C
Masse réfrigérant bouteille (g)	1920	1930
dP bouteille (Pa)	3942	3963
Débit (kg/h)	180.36	299

Tableau 3.33 : Résultats des simulations du système à deux cas extrêmes

Le tableau 3.33 montre que même en variant le débit, ce dernier n'a pas un effet remarquable sur la variation de la charge dans la bouteille. L'utilisation d'un compresseur à vitesse variable avec une pression basse fixe n'a donc pas un effet important sur la variation de la charge dans la bouteille liquide en fonction des températures opératoires.

Cependant il faut noter que la corrélation de Lockhart Martinelli (équation 41) n'utilise pas le débit de réfrigérant dans le calcul du taux de vide. Le tableau 3.34 résume les mêmes résultats du tableau 3.33 mais en utilisant la corrélation de Xu et al. (équation 53) qui emploie le débit de réfrigérant dans le calcul du taux de vide (dans le nombre de Froude).

Température ambiante	32 °C	32 °C
Température entrée glycol	6 °C	11 °C
Masse réfrigérant bouteille (g)	1875	1883
dP bouteille (Pa)	3850	3866
Débit (kg/h)	180.36	299

Tableau 3.34 : Résultats des simulations en utilisant la corrélation de Xu et al.

On remarque que même en utilisant la corrélation de Xu et al., l'effet d'un compresseur à vitesse variable sur la variation de la charge dans la bouteille liquide reste minime et non détectable.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons validé le modèle numérique développé avec des tests expérimentaux. Aussi, différentes configurations ont été étudiées en se basant sur les simulations numériques.

D'abord, la fiabilité de l'instrumentation du banc d'essai et de la méthodologie de mesure a été testée en comparant les résultats expérimentaux à la fiche du fabricant. Le bilan thermodynamique (basé sur le calcul de la puissance côté réfrigérant) a été choisi comme méthode de calcul pour tous les essais qui suivent. Les puissances d'évaporation et les COP obtenus expérimentalement ont été très proches de ceux fournis par le fabricant (\pm 5% d'erreur).

Après avoir validé l'instrumentation et la méthodologie de mesure, des tests de validation du modèle numérique ont été réalisés. Le modèle numérique a été comparé à différents résultats expérimentaux à plusieurs points opératoires, et il a montré sa fiabilité d'un point de vue énergétique global : les puissances de condensation et d'évaporation estimées par le modèle numérique sont très proches en valeur par rapport aux puissances obtenues expérimentalement (\pm 3% d'erreur).

Comme le but de l'étude est de détecter les fuites, le modèle numérique doit être sensible aux variations de la charge. Donc même si ce dernier est validé d'un point de vue énergétique global, il est nécessaire de le valider par rapport à la charge de réfrigérant. Pour cela, des tests expérimentaux ont été réalisés sur un système de refroidissement sans bouteille liquide pour étudier l'effet de la charge de réfrigérant sur les différents paramètres. Nous avons déduit que les paramètres les plus sensibles à la variation de la charge sont la pression de condensation, le degré de sous-refroidissement et le COP. Ensuite, des simulations ont été réalisées et la corrélation de Lockhart-Martinelli pour le calcul du taux de vide au condenseur a été choisie comme la plus fiable. Le modèle numérique a été validé par rapport à l'effet de la charge de réfrigérant sur les différents paramètres. Il faut noter qu'une étude de sensibilité est nécessaire pour comprendre le degré d'effet de la variation de la charge sur les différents paramètres. Cette étude sera présentée dans le chapitre 4.

Des études numériques sur des systèmes contenant des bouteilles liquides ont été aussi réalisées. En prenant les dimensions réelles de la bouteille liquide présente dans notre banc d'essai, le modèle numérique a montré que cette dernière est surdimensionnée. Cela rend l'effet des conditions opératoires sur le niveau de liquide dans la bouteille négligeable et donc l'utilisation d'un jumeau numérique non nécessaire. Selon le capteur de dP considéré, le seuil minimal de fuite détectable est 100 g pour ce cas d'étude.

Cependant, en considérant une bouteille à dimensions réduites (adaptée à notre système), nous avons remarqué que la combinaison des effets de la variation de la température ambiante et de la température d'entrée d'eau glycolée, peut causer une variation non négligeable du niveau de liquide dans la bouteille. A noter que dans ce cas, le seuil minimal de fuite détectable par le capteur de dP est 25 g.

D'autres cas d'application pour des systèmes avec bouteilles liquides peuvent être intéressants, notamment l'utilisation de plusieurs évaporateurs en parallèle ou la compression à vitesse variable. L'étude de ces cas a montré qu'elles n'ont pas un effet important sur la variation de la charge dans la bouteille liquide en fonction des conditions opératoires.

Comme les configurations des systèmes ayant des bouteilles liquides sont très nombreuses, et dans un grand nombre de ces configurations les conditions opératoires n'ont pas d'effet notable sur le niveau de liquide dans la bouteille, nous allons nous focaliser sur les systèmes de refroidissement ne contenant pas cette dernière.

Dans le chapitre 4, la sensibilité des paramètres à la variation de la charge sera étudiée. Ensuite, le modèle d'apprentissage complet sera développé et testé numériquement. Le but principal de ce modèle sera de détecter les fuites, mais d'autres erreurs seront aussi étudiées (encrassement du condenseur, chute du rendement du compresseur).

Chapitre 4

Après avoir validé le modèle numérique de la machine avec des tests expérimentaux, et après avoir choisi notre cas d'étude, il est temps de développer le modèle complet de prédiction de fuites. Un modèle d'apprentissage statistique doit être capable de prédire la présence d'une fuite ainsi que le degré de cette fuite. Aussi, comme notre modèle numérique de la machine est générique, le modèle statistique pourrait potentiellement être utilisé pour prédire d'autres défauts.

Avant d'expliquer la méthodologie de développement du modèle statistique, une étude de sensibilité entre la charge de réfrigérant et les différents paramètres du système sera réalisée. Le choix d'inclure cette étude dans ce chapitre vient du fait qu'elle sera basée sur des données générées par le modèle numérique. Aussi, cette étude est indispensable pour fiabiliser le modèle d'apprentissage.

4.1 Etude de sensibilité des paramètres du système à la variation de la charge

Dans le chapitre 3, nous avons déduit expérimentalement que les paramètres les plus affectés par la variation de la charge, pour des systèmes non équipés de bouteille, sont la haute pression, le sousrefroidissement et le COP. Cependant, l'effet de cette variation sur ces derniers peut avoir différents degrés. Pour analyser la sensibilité de la charge sur ces paramètres, générons des données en utilisant le modèle numérique validé dans le chapitre 3 : ces données seront basées sur la variation de la charge totale de réfrigérant, de la température ambiante et de la température d'entrée de glycol.

La charge de réfrigérant sera variée entre 9.9 kg et 10.65 kg avec un pas de 0.05 kg. La température ambiante sera variée entre 5 °C et 43 °C avec un pas de 0.2 °C. La température d'entrée de glycol sera sur 5 points : 3 °C, 5.5 °C, 8 °C, 10.5 °C et 13 °C. Cela résulte en plus de 20 000 points en total générés. Pour faciliter ces simulations, le processus est automatisé en créant une boucle sur python reliée au modèle physique sur dymola.

D'abord, étudions la sensibilité de la haute pression, du sous-refroidissement et du COP à la variation de la charge et de la température ambiante à 13 °C température d'entrée glycol.



Figure 4.1 : Evolution numérique de la haute pression en fonction de la température ambiante et de la charge

On remarque dans ce graphique que, à des basses températures ambiantes et aux différentes charges, les hautes pressions convergent vers des valeurs très proches ce qui va rendre l'apprentissage basé sur la HP difficile à ces points-là. Cependant, l'effet combiné de la variation de la haute pression, du sous refroidissement et du COP sera nécessaire pour assurer un apprentissage fiable (cela sera étudié dans les sections suivantes).

On remarque aussi que l'évolution de la haute pression avec la température ambiante n'est pas linéaire, mais plutôt exponentielle. L'effet exponentiel devient plus distingué aux charges plus élevées : plus on augmente la charge de la même quantité (50 g), plus l'effet sur la haute pression est clair. Aussi, à des hautes températures ambiantes, les hautes pressions sont bien distinctes en valeurs à différentes charges de réfrigérant.

Pour mieux quantifier cette idée, considérons le capteur de pression utilisé sur le banc expérimental. Ce capteur possède une incertitude de \pm 0.15 bar. Donc, si la différence entre deux hautes pressions à différentes charges et à la même température ambiante est plus petite que 0.15 bar, on peut considérer que ces deux points n'aideront pas à fiabiliser l'apprentissage.



Figure 4.2 : Evolution numérique du degré de sous refroidissement en fonction de la température ambiante et de la charge

Contrairement à la haute pression, les valeurs du degré de sous refroidissement ne se rapprochent pas aux basses températures ambiantes et aux différentes charges.

La variation du degré de sous refroidissement à une température ambiante constante et à des intervalles de différence de charge constants, est presque constante (1 K) : par exemple, à 30 °C température ambiante, le degré de sous refroidissement est \approx 7 K à 9.9 kg, 8 K à 9.95 kg, 9 K à 10 kg, 10 K à 10.05 kg, etc. Cette même variation existe aux basses températures ambiantes aussi. Cette différence de 1 K est aussi intéressante car la sensibilité du capteur de température qui mesure le sous refroidissement est de \pm 0,5 °C. Donc 50 g de fuites seront potentiellement détectés aux basses températures ambiantes en se basant sur le degré de sous-refroidissement. L'avantage aux hautes températures ambiantes est que la haute pression sera un indicateur de fuite aussi. A noter que, contrairement à l'évolution exponentielle de la haute pression, l'évolution du degré de sous refroidissement est presque linéaire sauf aux points qui correspondent à des charges entre 10.4 kg et 10.65 kg, et des températures ambiantes supérieures à 35 °C.



Figure 4.3 : Evolution numérique du COP en fonction de la température ambiante et de la charge

Le graphique montre que, similairement à la haute pression, aux basses températures ambiantes, les valeurs du COP sont très rapprochées aux différentes charges de réfrigérant. Aux hautes températures ambiantes, des variations plus distinguées sont présentes, mais les valeurs restent plutôt rapprochées.

Une méthode intéressante pour quantifier la sensibilité des paramètres à la variation de la charge est d'utiliser une matrice de corrélation. Une matrice de corrélation est simplement un tableau qui affiche les coefficients de corrélation de différentes variables. La matrice décrit la corrélation entre toutes les paires de paramètres possibles. C'est un outil puissant pour résumer un grand ensemble de données et pour identifier et visualiser l'importance des différents paramètres pour l'apprentissage.

Une matrice de corrélation est constituée de lignes et de colonnes qui représentent les variables. Chaque cellule du tableau contient le coefficient de corrélation. Les valeurs des coefficients varient entre -1 et +1 tel que :

- -1 indique une corrélation linéaire parfaitement négative entre deux variables.
- 0 indique l'absence de corrélation linéaire entre deux variables.
- 1 indique une corrélation linéaire parfaitement positive entre deux variables.

Les trois figures suivantes représentent les matrices de corrélations aux températures ambiantes de 15 °C, 25 °C et 38 °C respectivement. A noter que la masse totale de réfrigérant est variée entre 8 kg et 11 kg avec un pas de 0.001 kg, et que la température de glycol est constante à 13 °C.



Figure 4.4 : Matrice de corrélation à 15 °C



Figure 4.5 : Matrice de corrélation à 25 °C



Figure 4.6 : Matrice de corrélation à 38 °C

Ces matrices confirment et quantifient les analyses qualitatives précédentes. En effet, la corrélation entre la HP (Pressure in Cond) et la masse totale de réfrigérant (MTOTSYS), prend la valeur de 0.21 à 15 °C, 0.32 à 25 °C et 0.89 à 38 °C. Cela confirme qu'aux basses températures ambiantes, la haute pression varie moins avec la variation de la charge qu'aux hautes températures ambiantes.

Cependant, la corrélation entre le degré de sous refroidissement (Subcooling) et la masse totale de réfrigérant reste élevée à toutes les températures ambiantes. Cela montre l'importance d'utiliser un capteur de haute précision pour mesurer la température du réfrigérant à la sortie du condenseur, et d'utiliser une bonne corrélation de taux de vide pour estimer correctement le degré de sous-refroidissement dans le modèle numérique.

Pour le COP, sa corrélation avec la masse totale de réfrigérant est presque inexistante à 15 °C. Cette corrélation augmente en augmentant la température ambiante mais sans atteindre les mêmes niveaux observés à la haute pression et au degré de sous-refroidissement. Il est donc incertain à ce stade si le COP aidera à améliorer l'apprentissage.

Avant de passer à la description du modèle d'apprentissage, une étude intéressante consistera à observer le COP numérique en variant la charge de réfrigérant à température ambiante constante. On obtient la figure suivante à 32 °C et en variant la charge entre 9.5 kg et 10.8 kg avec un pas de 0.001 kg.



Figure 4.7 : Evolution numérique du COP en fonction de la charge de réfrigérant à température ambiante constante

Ce qui est intéressant dans l'évolution du COP est qu'elle présente un maximum, donc il existe une charge optimale de réfrigérant à ces conditions opératoires. Le modèle peut donc être utilisé pour optimiser la consommation et la performance du système de refroidissement en optimisant la charge remplie.

Dans cette partie, nous avons étudié la sensibilité de la haute pression, du degré de sous refroidissement et du COP à la charge de réfrigérant. Nous avons remarqué que la haute pression et le COP présentent des valeurs très proches aux basses températures ambiantes à différentes charges de réfrigérant. Cependant, aux basses températures ambiantes, le degré de sous refroidissement présente des valeurs bien distinctes. A hautes températures ambiantes, les trois paramètres présentent des valeurs distinctes à différentes charges de réfrigérant.

Dans les sections suivantes, nous allons expliquer le modèle statistique d'apprentissage qui a été créé pour détecter les fuites et potentiellement d'autres erreurs. Commençons d'abord par une étude bibliographique sur les méthodes d'apprentissage possibles.

4.2 Etude bibliographique sur les méthodes d'apprentissage statistique

En 1959, Arthur Samuel [93] a défini l'apprentissage statistique comme étant un « Domaine d'étude qui donne aux ordinateurs la capacité d'apprendre sans être explicitement programmés ». En 1997, Tom Mitchell [94] a donné une définition plus formelle: "On dit qu'un programme informatique apprend d'une

expérience E par rapport à une certaine tâche T et une certaine mesure de performance P, si sa performance sur T, telle que mesurée par P, s'améliore avec l'expérience E."

Les algorithmes d'apprentissage statistique peuvent être classés en trois grandes catégories en fonction de leurs propriétés, du mode d'apprentissage et de la manière dont les données sont utilisées [95] : les algorithmes supervisés, non supervisés et semi-supervisés. Ce type de classification est important pour identifier le rôle des données d'entrée et l'utilité des algorithmes et des modèles d'apprentissage par rapport aux applications.

4.2.1 L'apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, les étiquettes "vraies" ou "correctes" de l'ensemble de données d'entrée sont disponibles. L'algorithme est "formé" à l'aide de l'ensemble de données d'entrée étiquetées (données de formation), ce qui signifie que des échantillons de référence sont disponibles pour la formation. Au cours du processus d'apprentissage, l'algorithme fait des prédictions appropriées sur les données d'entrée et améliore ses estimations en réitérant jusqu'à ce que l'algorithme atteigne le niveau de précision souhaité.

Dans presque tous les algorithmes d'apprentissage statistique, nous optimisons une fonction de coût (cost function). La fonction de coût est généralement une mesure de l'erreur entre les données de formation et les estimations de l'algorithme. En minimisant la fonction de coût, nous entraînons notre modèle à produire des estimations qui sont proches des valeurs correctes. La minimisation de la fonction de coût est généralement réalisée à l'aide de la technique de descente de gradient [96]–[100]. Des variantes de la technique de descente de gradient stochastique [101], [102] ou la descente de gradient accélérée de Nesterov [103], ont été utilisées dans de nombreux algorithmes d'apprentissage statistique.

Supposons que nous ayons un nombre « m » d'exemples d'apprentissage, chacun d'entre eux est une donnée étiquetée et peut être représenté par une paire (X,y), où X représente les données d'entrée et y l'étiquette de classe. Les données d'entrée X peuvent avoir n dimensions, et chaque dimension correspond à une caractéristique ou à une variable. Les méthodes d'apprentissage supervisé sont utilisées dans divers domaines, par exemple la cartographie des glissements de terrain provoqués par la pluie [104] et la classification des données biomédicales [105].

a. La régression linéaire et polynomiale

La régression [106]–[108] est une technique statistique permettant d'estimer la relation entre les variables d'entrée et de sortie. Elle crée une relation entre les variables d'entrée en utilisant une fonction continue.

L'ensemble de données d'apprentissage se compose de « m » ensembles d'apprentissage étiquetés (X,y), X étant la variable indépendante et y la variable dépendante. Le modèle de régression linéaire suppose que la relation entre la variable indépendante et la variable dépendante est linéaire et ajuste une ligne droite aux points de données. Cette relation est exprimée par une fonction d'hypothèse ou une fonction de prédiction. Elle est exprimée comme suit :

$$y(\mathbf{X}) = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n \quad (183)$$

Où x₁, x₂, ... x_n sont les caractéristiques (features), et w₀, w₁, ... w_n sont les poids (weights) du modèle.

L'équation (183) concerne un modèle de régression linéaire multivarié (n variable). La sortie est la somme linéaire des caractéristiques d'entrée pondérées. Les poids sont généralement appris par un processus de minimisation des moindres carrés pondérés.

Nous pouvons également utiliser des termes quadratiques, cubiques ou polynomiaux supérieurs [109], [110] pour obtenir une fonction d'hypothèse qui peut s'adapter à des courbes quadratiques [111], cubiques ou polynomiales respectivement, plutôt qu'à une simple ligne droite. Cette méthode s'appelle la régression polynomiale multivariée. Il est aussi important de noter que la régression donne en sortie une valeur et non pas une classe.

b. La régression logistique

L'objectif du modèle de régression multivariée est de déterminer une fonction d'hypothèse qui produit une valeur continue. Nous présentons maintenant une autre classe d'algorithmes d'apprentissage supervisé : la classification, dans laquelle l'objectif est d'obtenir une sortie discrète. La régression logistique [112], [113] est une méthode statistique de modélisation d'un résultat binomial. Comme précédemment, l'entrée peut avoir une ou plusieurs caractéristiques (ou variables). Pour une régression logistique binaire le résultat peut être un 0 ou un 1. La régression logistique utilise une courbe sigmoïde pour produire une valeur de probabilité et effectuer ainsi la classification. La fonction d'hypothèse pour une régression logistique est définie par :

$$y(\mathbf{X}) = S(w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n) \quad (184)$$

Où S est la fonction sigmoïde définie par :

$$S(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (185)$$

La sortie de la fonction sigmoïde est une valeur comprise entre 0 et 1. Toutes les valeurs inférieures à 0,5 appartiennent à la classe négative et les valeurs supérieures ou égales à 0,5 appartiennent à la classe positive. La régression logistique est appliquée dans divers domaines, notamment la détermination du risque de maladie cardiaque [114] et la détection précoce du glaucome dans les thermographies oculaires [115].

c. Support Vector Machines (SVM)

Les « Support Vector Machines » (SVM) [116]–[118] sont l'un des modèles d'apprentissage supervisé les plus populaires, principalement utilisés pour la classification binaire et la classification multi-classes. Les

SVM représentent les données d'entrée sous forme de points dans un espace de dimension « n » et dessinent un hyperplan de dimension « n-1 » pour séparer les points de données en deux groupes. À partir de l'ensemble de données étiquetées, l'algorithme SVM tente de diviser ces points en deux groupes distincts par un hyperplan de sorte que la largeur de séparation entre les deux groupes soit maximale. Dans la figure 4.8, « B » est une ligne qui sépare deux classes. Cependant, la ligne « A » donne la séparation maximale entre les classes. Les points de données qui sont proches de l'hyperplan (ligne 'A') sont appelés vecteurs de support. Lorsque les données ne sont pas linéairement séparables, un hyperplan non linéaire peut être généré par la méthode « kernel » ou noyau. L'astuce du noyau est réalisée en transformant les données d'entrée non linéairement séparables en un espace de dimension supérieure ou espace de Hilbert, où les données transformées deviennent linéairement séparables. L'hyperplan linéaire est dessiné dans cet espace et retransformé dans l'espace des caractéristiques d'origine. De nombreux types de noyaux sont utilisés dans la pratique, notamment les noyaux gaussiens [119]–[122], la fonction de base radiale [99] et le noyau polynomial [123]–[126].

L'algorithme SVM est utilisé dans plusieurs applications dont la classification binaire simple [126], la catégorisation de textes [127]–[129], la reconnaissance de chiffres écrits à la main [130], [131], la détection de nouveautés, d'anomalies ou de valeurs aberrantes [132], [133], la reconnaissance d'émotions [134] et la détection de stress [135].



Figure 4.8 : Exemple de l'hyperplan dans la méthode SVM [136]

d. Méthode k-Nearest Neighbors (recherche du voisinage proche)

L'algorithme des k Nearest Neighbors (k-NN) [137] est l'un des algorithmes d'apprentissage statistique supervisé les plus simples. Les k-NN peuvent être utilisés pour classer des points d'entrée en sorties discrètes.

Pour estimer la sortie associée à la nouvelle entrée x, la méthode des k plus proches voisins consiste à considérer les k échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée x selon la distance à définir. Étant donné que l'algorithme est basé sur la distance, la normalisation peut améliorer sa précision.



Figure 4.9 : Exemple d'une classification k-NN

Un exemple très commun de la classification k-NN est représenté dans la figure 4.9. L'échantillon d'essai (cercle vert) peut être classé soit comme carré rouge soit comme triangle bleu. Si par exemple k = 3 (cercle plein), il est affecté à la catégorie des triangles bleus car il y a deux triangles et un seul carré dans le cercle considéré. Si k = 5 (cercle en pointillés), il est affecté à catégorie des carrés rouges (cinq carrés faisant face aux trois triangles du cercle extérieur). Cette méthode permet de classer des données comme par exemple les journées types ou des conditions opératoires équivalentes.

4.2.2 L'apprentissage non supervisé

Dans le cas des algorithmes non supervisés [138], [139], il n'y a pas d'étiquettes explicites associées à l'ensemble de données d'entrée d'apprentissage. L'objectif est de tirer des conclusions à partir des données d'entrée, puis de modéliser la structure cachée et la distribution des données, afin d'en apprendre davantage sur ces dernières. Le « clustering » ou regroupement est l'exemple le plus courant d'un algorithme non supervisé.

a. Clustering

Le « clustering » [140] consiste à trouver une structure ou un modèle dans une collection de données non étiquetées. Pour un ensemble de données donné, l'algorithme de « clustering » regroupe les données en un nombre K de clusters ou groupes, de sorte que les points de données dans chaque cluster soient similaires les uns aux autres et que les points de données de différents clusters soient dissemblables. Comme pour l'algorithme k-NN, nous utilisons une métrique de similarité ou de distance. Différentes métriques de distance telles que Euclidean, Mahalanobis, Minkowski, etc. sont utilisées. La métrique de la distance euclidienne est la plus souvent utilisée. L'algorithme K-means est l'un des algorithmes de « clustering » les plus simples. Il regroupe les données en les séparant en K groupes de variances égales, en minimisant la somme des carrés par rapport à un centroïde à l'intérieur des groupes. Cependant, l'algorithme exige que le nombre de clusters soit spécifié avant de l'exécuter.

Le « clustering » a plusieurs applications dans de nombreux domaines. En biologie, le « clustering » a été utilisé pour déterminer des groupes de gènes ayant des fonctions similaires [141], [142] et pour la détection de tumeurs cérébrales [143]. Aussi, cet algorithme a été utilisé pour la segmentation d'images [144] et dans la reconnaissance vocale [145].

b. Quantification vectorielle

Dans sa forme la plus simple, la quantification vectorielle [146], [147] organise les données en vecteurs et les représente par leurs centroïdes. Elle utilise généralement un algorithme de regroupement K-means pour entraîner le quantificateur.

La technique de quantification vectorielle est utilisée dans diverses applications vocales, notamment le codage de la parole [148], la reconnaissance des émotions [149], la compression audio et la classification des images à grande échelle [150].

4.2.3 Le Deep Learning

Cette section présente une brève introduction au domaine des réseaux de neurones artificiels (Artificial Neuron Network ANN) en mettant l'accent sur les méthodologies d'apprentissage profond (Deep Learning) [151], [152] et leurs applications. Les réseaux de neurones artificiels sont largement utilisés dans les domaines de la classification d'images et de la reconnaissance des formes. Ils se sont avérés être les plus efficaces et ont permis d'obtenir des résultats supérieurs dans divers domaines, notamment le traitement du signal [153], [154], le traitement de la parole [155] et le traitement du langage naturel [156].

L'apprentissage profond est une branche de l'apprentissage statistique qui a gagné en popularité assez récemment. Bien que les débuts des réseaux de neurones remontent à 1960 [157], l'apprentissage profond a gagné en popularité depuis 2012 [158] en raison des grandes avancées au niveau des GPU et de la disponibilité de grands ensembles de données étiquetées. La figure 4.10 présente un réseau de neurones artificiel simple avec deux couches cachées. Le terme « apprentissage profond » fait référence aux plusieurs couches utilisées. Chaque couche successive prend la sortie de la couche précédente et transmet le résultat à la couche suivante.



Figure 4.10 : Représentation du réseau de neurones [159]

Les défis typiques des réseaux de neurones artificiels comprennent l'initialisation des paramètres du réseau et le long temps d'apprentissage.

4.2.4 Le choix du modèle d'apprentissage statistique

Il existe certainement d'autres méthodes et techniques d'apprentissage statistiques mais celles citées cidessus sont les plus utilisée. Le schéma représenté dans la figure 4.11 résume le domaine d'application de ses méthodes, pour pouvoir choisir la plus convenable à notre étude.



Figure 4.11 : Domaine d'application des méthodes d'apprentissage statistique

Sachant que les données fournies par le modèle numérique de la machine, sont connues par l'utilisateur, et que le paramètre de sortie souhaité du modèle d'apprentissage (la charge de réfrigérant) est aussi bien défini, notre cas d'étude comporte des données étiquetées. Aussi, le but du modèle d'apprentissage est de prédire la présence d'une fuite ainsi que le degré de cette dernière. En effet, la charge de réfrigérant est représentée par une valeur pour chaque point généré par le modèle numérique de la machine, et nous attendons une quantité à la sortie du modèle d'apprentissage statistique. Pour les raisons évoquées précédemment, et en se basant sur le schéma de la figure 4.11, la méthode choisie pour l'apprentissage statistique est la régression linéaire ou polynomiale.

Dans ce qui suit, nous allons tester quelle méthode de régression est la plus adaptée à notre cas d'étude, et nous allons présenter les résultats obtenus par cette méthode. Il faut noter que la méthode de Deep Learning est utilisée dans des cas où le nombre de variables d'entrée est très important et le nombre de données d'entrée est très grand, ce qui n'est pas le cas dans notre étude.

4.3 Développement du modèle statistique d'apprentissage

Plusieurs étapes sont nécessaires pour développer un modèle d'apprentissage fiable, se basant sur la régression linéaire ou polynomiale. A noter que notre modèle d'apprentissage a été développé sous python.

1. Lire et explorer les données

Le modèle numérique de la machine développé sur Dymola sert comme générateur de données. Mais pour que ces données soient comprises par le modèle d'apprentissage, il faut les transformer en une forme compatible avec ce dernier. Le choix était de les stocker sous un fichier Excel (.csv).

Ensuite, le modèle d'apprentissage permet d'explorer le fichier Excel et de choisir les paramètres nécessaires à l'étude.

2. <u>Création d'un ensemble de données d'entrainement et de test (Train and Test Data)</u>

Le fractionnement « Train/Test » consiste à diviser l'ensemble de données en ensembles d'entrainement et de test respectivement, qui s'excluent mutuellement. Ensuite, l'entrainement est effectué avec l'ensemble d'entrainement et le test avec l'ensemble de test. Cela permet d'obtenir une évaluation plus précise de la précision hors échantillon, car l'ensemble de données de test ne fait pas partie de l'ensemble de données qui a été utilisé pour entrainer les données. Cela est plus réaliste pour les problèmes du monde réel.

Comme nous connaissons le résultat de chaque point de données dans cet ensemble de test, cette méthode fait un outil de test bien fiable. Et comme ces données de test n'ont pas été utilisées pour former le modèle, ce dernier n'a aucune connaissance du résultat de ces points de données. Donc il s'agit vraiment d'un test hors échantillon.

Dans notre cas d'étude, nous allons diviser les données en 80 % utiles pour l'entrainement, et 20 % pour le test. Cette division est réalisée arbitrairement.

En utilisant les données d'entrainement, la sortie (dans notre cas la charge de réfrigérant) est corrélée aux données d'entrée (HP, sous refroidissement, ...). Une fonction qui relie la sortie aux entrées sera donc formée par le modèle.

3. Evaluation de l'apprentissage

Une fois l'apprentissage complet, il faut l'évaluer en testant la fonction formée dans la deuxième étape sur les données de test. Il faut donc comparer les valeurs réelles et les valeurs prédites pour calculer la précision d'un modèle de régression. Les mesures d'évaluation jouent un rôle clé dans le développement d'un modèle, car elles donnent un aperçu des domaines à améliorer.

Il existe différentes mesures d'évaluation des modèles :

- Erreur absolue moyenne (Mean Absolute Error) : Il s'agit de la moyenne de la valeur absolue des erreurs. C'est la mesure la plus facile à comprendre puisqu'il s'agit simplement de l'erreur moyenne.

- Erreur quadratique moyenne (Mean Squared Error) : L'erreur quadratique moyenne (MSE) est la moyenne de l'erreur quadratique. Elle est plus utilisée que l'erreur absolue moyenne car elle est davantage axée sur les erreurs importantes. Cela est dû au fait que le terme carré augmente les erreurs plus importantes par rapport aux plus petites.
- Racine de l'erreur quadratique moyenne (Root Mean Squared Error) : Il s'agit de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne.
- Le R-carré (R-Squared) n'est pas une erreur, mais c'est une mesure populaire de la précision du modèle. Il représente la proximité des données par rapport à la ligne de régression ajustée. Plus le R-carré est élevé, mieux le modèle s'adapte aux données. Le meilleur score possible est 1 et il peut être négatif (car le modèle peut être arbitrairement plus mauvais).

Le calcul de ces différents paramètres permettra donc d'évaluer la fiabilité de l'apprentissage.

Appliquons ces étapes à notre cas d'étude. D'abord, la régression polynomiale est choisie pour réaliser l'apprentissage. Après l'analyse des résultats de cette régression, nous allons présenter les résultats de la régression linéaire.

Pour pouvoir comprendre l'importance des différents paramètres d'entrée sur la sortie (masse de réfrigérant totale), nous allons réaliser plusieurs modèles d'apprentissage : le premier modèle utilisera seulement la haute pression comme paramètre d'entrée, le deuxième modèle utilisera la haute pression et la température ambiante, et ainsi de suite.

A noter que les données générées par le modèle numérique de la machine sont basées sur :

- Une variation de la masse totale de réfrigérant entre 9.9 kg et 10.65 kg avec un pas de 0.05 kg.
- Pour chaque masse totale de réfrigérant, une variation de la température ambiante entre 5 °C et 43 °C avec un pas de 0.2 °C.
- Pour chaque masse totale de réfrigérant et chaque température ambiante, une température d'entrée de glycol de : 3 °C, 5.5 °C, 8 °C, 10.5 °C et 13 °C.

Il faut noter aussi que des méthodes de traitement des données ont été appliquées. Cela est très important avant d'utiliser les données dans le modèle d'apprentissage, car le modèle numérique de la machine peut diverger sur certains points.

Un premier critère utilisé est le temps de simulation : pour chaque point généré par le modèle, le temps de sa simulation est obtenu comme donnée de sortie. Si ce temps est « trop long », le modèle a très possiblement divergé sur ce point, et donc ce dernier doit être supprimé de la base de données. Le temps de simulation supposé « normal » dépend du cas d'application, mais il peut être facilement déduit une fois les données générées.

Une autre méthode qui a été employée est le « Quantile-based flooring and carpeting ». Cette méthode consiste à supprimer les données éloignées des valeurs moyennes, selon un pourcentage défini par l'utilisateur.

Dans ce qui suit, les résultats de l'apprentissage seront exploités selon les différents cas.

4.3.1 Données d'entrée : la haute pression

Dans ce cas, seule la haute pression a été utilisée comme paramètre d'entrée pour l'apprentissage. On sait très bien que la haute pression n'est pas seulement dépendante de la charge de réfrigérant, donc l'apprentissage sera théoriquement incorrect. Cette analyse est confirmée dans la figure 4.12.



Figure 4.12 : Estimation de la masse totale de réfrigérant en utilisant la haute pression comme paramètre d'entrée

Les points en bleus représentent les masses totales réelles qui appartiennent à l'ensemble de test, et qui ont été utilisées pour déduire la fonction de régression polynomiale. Les points en orange représentent les masses totales estimées à partir des données appartenant à l'ensemble de test. Si l'apprentissage était fiable, les points en orange devraient être proches en valeurs des points en bleus, et présentant des évolutions similaires, mais ce n'est pas le cas dans cet apprentissage. En effet, la haute pression est aussi corrélée à la température ambiante et à la température d'entrée de glycol.

A noter que la température d'entrée de glycol dans ce cas est 13 °C, et nous n'avons pas utilisé tous les points d'apprentissage. Aussi, la valeur du R-carré est -8.9 pour cet apprentissage qui est clairement incertain.

4.3.2 Données d'entrée : la haute pression et la température ambiante

Dans ce cas d'étude, la haute pression et la température ambiante ont été utilisées comme paramètres d'entrée pour l'apprentissage. Les résultats de ce dernier sont présentés dans la figure 4.13.



Figure 4.13 : Estimation de la masse totale de réfrigérant en utilisant la haute pression et la température ambiante comme paramètres d'entrée

Dans ce cas d'étude, on observe trois ensembles de points car la température d'entrée de glycol a pris les valeurs : 3 °C, 8 °C et 13 °C. On remarque que les valeurs des points de test et les allures de leurs évolutions, sont plus correctes que le cas précédent. Cependant, il existe une différence non négligeable entre les valeurs réelles des points et leurs estimations. Le R-carré dans ce cas d'apprentissage est 0.25, qui présente une amélioration nette par rapport au cas précédent. Cependant, l'apprentissage reste non fiable. Pour rappel, la régression utilisée est polynomiale multi-variable.

4.3.3 Données d'entrée : la haute pression, la température ambiante, le degré de sous-refroidissement et la température d'entrée de glycol

Les résultats de ce cas d'étude sont présentés dans la figure 4.14.



Figure 4.14 : Estimation de la masse totale de réfrigérant en utilisant la haute pression, la température ambiante, le degré de sous-refroidissement et la température d'entrée de glycol comme paramètres d'entrée

Trois températures de glycol ont été considérées : 3 °C, 8 °C et 13 °C. On remarque une amélioration nette par rapport aux deux cas d'études précédents. En effet, les valeurs des masses estimées correspondantes à l'ensemble de test sont proches des valeurs des masses réelles de cet ensemble. Le R-carré pour cet apprentissage est 0.96 ce qui montre que l'apprentissage est en effet fiable en utilisant ces paramètres d'entrée.

4.3.4 Données d'entrée : la haute pression, la température ambiante, le degré de sous-refroidissement, la température d'entrée de glycol et le COP

Les résultats de ce cas d'étude sont présentés dans la figure 4.15.



Figure 4.15 : Estimation de la masse totale de réfrigérant en utilisant la haute pression, la température ambiante, le degré de sous-refroidissement, la température d'entrée de glycol et le COP comme paramètres d'entrée

Trois températures de glycol ont été considérées : 3 °C, 8 °C et 13 °C. On remarque encore plus d'amélioration par rapport aux cas d'études précédents. Le R-carré pour cet apprentissage est 0.98 ce qui montre que l'utilisation du COP comme paramètre d'entrée améliore ce dernier.

Testons l'apprentissage sur cinq températures d'entrée de glycol : 3 °C, 5.5 °C, 8 °C, 10.5 °C et 13 °C. On obtient la figure 4.16.



On observe que l'apprentissage est toujours valide sur toutes les températures d'entrée de glycol. Le Rcarré de cet apprentissage est 0.987.
En conclusion, l'apprentissage en utilisant la régression polynomiale multi-variable s'est montré capable de bien prédire les masses totales à partir des groupes de tests, en prenant la pression de refoulement, le degré de sous refroidissement, le COP, la température ambiante et la température d'entrée de glycol comme paramètres d'entrée.

Le choix d'utiliser la régression polynomiale étant pris arbitrairement, les résultats d'une régression linéaire multi-variable utilisant les mêmes données d'entrée seront présentés.



4.3.5 Résultat d'une régression linéaire multi variable

Figure 4.17 : Résultats de la régression linéaire multi variable

On remarque clairement que la régression linéaire multi variable n'est pas adaptée à notre cas d'étude. Le R-carré de cet apprentissage est 0.11. Le choix d'utiliser la régression polynomiale était donc correct.

4.4 Application

Dans la section 4.3, le modèle d'apprentissage a été développé et le choix des paramètres d'entrée validé. Ayant des données expérimentales (Chapitre 3), il est possible de tester le modèle d'apprentissage sur une application réelle. Pour mieux expliquer cette idée, récapitulons les étapes réalisées jusqu'à ce stade de l'étude :

- 1. Développement du modèle physique de la machine, basé sur la charge de réfrigérant.
- 2. Mise en place d'un banc expérimental sur lequel des tests reliés à la variation de la charge ont été réalisés (4 surcharges).

- 3. Validation du modèle physique par rapport aux tests expérimentaux et choix de la corrélation de taux de vide.
- 4. Une fois le modèle validé, génération d'une grande base de données en utilisant la masse totale de réfrigérant, la température ambiante, et la température d'entrée de glycol comme paramètres d'entrée. Les paramètres de sortie contiennent la pression de refoulement, le degré de sous-refroidissement et le COP. Ces derniers sont les plus sensibles à la variation de la charge.
- 5. Utiliser cette base de données pour créer un modèle d'apprentissage statistique. Ce modèle basé sur la régression polynomiale multi-variable corrélera la charge totale de réfrigérant à la pression de refoulement, la température ambiante, le COP, la température d'entrée de glycol et le sousrefroidissement.
- 6. Validation du modèle d'apprentissage.

Le modèle d'apprentissage a été validé en utilisant les données générées par le modèle physique de la machine. Cependant, ayant les données expérimentales obtenues dans la deuxième étape et détaillées dans la section 3.2, il est possible de tester notre modèle statistique sur une application réelle. En effet, en introduisant la HP, le degré de sous-refroidissement, la température ambiante, le COP et la température d'entrée de glycol expérimentaux au modèle d'apprentissage, il doit être capable de prédire la masse expérimentale de réfrigérant. Pour rappel, les masses totales de réfrigérant sur lesquelles les tests ont été réalisées sont : 9.65 kg (0 g surcharge), 9.725 kg (75 g surcharge), 9.885 kg (235 g surcharge), 10.055 kg (405 g) et 10.225 kg (575 g surcharge).

La figure 4.18 présente les masses expérimentales ainsi que les masses prédites par le modèle d'apprentissage statistique.





Plusieurs points intéressants peuvent être tirés de ce graphique :

- La masse estimée par le modèle statistique est très proche de la masse expérimentale. Notons que le R-carré est 0.98 et que l'erreur absolue moyenne est 0.02 ce qui équivaut 20 g.

- La masse a été estimée par le modèle d'apprentissage basé uniquement sur les données fournies par le modèle numérique de la machine. La combinaison de ces données avec des données expérimentales sera certainement avantageuse à l'apprentissage.
- Aux basses surcharges, la masse estimée présente une incertitude supérieure que celle aux hautes surcharges. Cela est confirmé par le fait que les paramètres d'entrée du modèle d'apprentissage (notamment la haute pression et le COP) deviennent plus distingués aux hautes surcharges.

Le modèle statistique d'apprentissage a été effectivement capable de prédire la charge totale de réfrigérant dans le système à partir des données expérimentales. Ce résultat est très intéressant car il montre la possibilité de détecter la fuite, mais aussi d'estimer le degré de cette dernière, ce qui n'est pas possible en utilisant l'apprentissage « In The Loop » sans jumeau numérique. Plus de tests expérimentaux sur une marge plus grande de conditions opératoires seront certainement intéressants pour pousser l'étude vers des horizons plus vastes.

4.5 Aller plus loin : Détection et diagnostique des erreurs (FDD)

Comme expliqué dans le chapitre 1, les défauts dans les systèmes de refroidissement sont nombreux et ne se limitent pas aux fuites. Deux questions importantes se posent :

- Le modèle statistique d'apprentissage pourrait-il être utilisé pour améliorer la détection d'autres défauts ?
- La présence d'autres défauts pourront-ils déclencher des fausses alarmes et nuire à la fiabilité de détection de fuites ?

Deux défauts particuliers sont les plus communs dans les systèmes de refroidissement autre que les fuites :

- L'encrassement des échangeurs (dans notre cas seul le condenseur est un échangeur à air).
- La chute du rendement du compresseur.

Pour observer l'effet de ces défauts sur les différents paramètres et sur l'estimation des fuites, ils seront simulés numériquement. En effet, l'encrassement peut être simulé en réduisant le débit de l'air au condenseur et la chute de rendement du compresseur peut être simulée en réduisant le rendement isentropique de ce dernier.

4.5.1 L'encrassement du condenseur

L'encrassement peut se produire en raison de l'accumulation de poussière et de saleté et de la formation de tartre sur les tubes du condenseur. Cela cause une chute du débit d'air qui passe à travers ce dernier. Pour simuler ce défaut numériquement, les conditions opératoires suivantes ont été choisies, en considérant le même système étudié précédemment :

- Masse totale de réfrigérant dans le système : 10.1 kg.
- Température ambiante : Varie entre 5 °C et 43 °C avec un pas de 1 °C.

- Température d'entrée de glycol : 8 °C.

Le débit volumétrique de l'air au condenseur est varié entre 1500 m³/h et 3000 m³/h pour chaque température ambiante avec un pas de 50 m³/h. A noter que le débit d'air normal au condenseur est 3000 m³/h. Etudions d'abord la corrélation entre le débit d'air, la haute pression, le sous-refroidissement et le COP. Pour cela, dessinons une matrice de corrélation entre ces paramètres à une température ambiante constante de 32 °C.



Figure 4.19 : Matrice de corrélation entre le débit de l'air, la haute pression, le degré de sousrefroidissement et le COP

L'analyse de cette matrice nous montre qu'il existe une relation négative presque parfaitement linéaire entre la haute pression et le débit de l'air (Volumetric flow rate), et entre le degré de sous-refroidissement et le débit de l'air. Une relation positive presque parfaitement linéaire existe entre le COP et le débit de l'air. Cela montre une tendance opposée à celle de la fuite, qui cause une diminution de la haute pression et du degré de sous-refroidissement. Testons les points générés sur le modèle d'apprentissage statistique développé. Le but est d'étudier la masse estimée par ce dernier. Pour rappel, pour tous les points générés, la masse totale de réfrigérant est 10.1 kg.



Figure 4.20 : Masse estimée et masse réelle en variant le débit volumétrique de l'air au condenseur

A noter que le premier point à gauche correspond au débit de 1500 m³/h et le dernier point à droite correspond au débit normal de 3000 m³/h. On remarque clairement que la masse estimée augmente avec la chute du débit. Donc, en cas d'encrassement, la masse estimée par le modèle numérique sera plus grande que la masse réelle chargée. Cela peut donc guider l'utilisateur vers la conclusion qu'il existe une possibilité d'encrassement. Plus important encore, le défaut d'encrassement n'affectera pas directement la détection de fuites. Cependant, la coexistence d'une fuite de réfrigérant et d'un encrassement peut affecter le jugement du modèle et de l'utilisateur. Il serait donc judicieux de développer un deuxième modèle qui prédit le débit d'air ce qui permet de départager la cause du défaut.

4.5.2 La chute du rendement du compresseur

Plusieurs facteurs peuvent causer la chute du rendement du compresseur :

- La surchauffe du compresseur généralement causée par la sous-charge de réfrigérant.
- Une surcharge de réfrigérant peut causer un excès de liquide dans le système. Ce réfrigérant liquide pourra rentrer dans le compresseur et nuire au rendement de ce dernier, même s'il rentre en petite quantité, car il cause l'ébullition de l'huile.
- Les contaminants tels que l'humidité ou l'oxydation peuvent causer des problèmes dans un système de refroidissement en rendant l'huile acide, ce qui peut ronger les enroulements du compresseur.
- Des mauvaises pratiques d'installation et/ou d'entretien.

Cette chute de rendement est représentée par une chute du rendement isentropique du compresseur. Pour simuler ce défaut numériquement, les conditions opératoires suivantes ont été choisies, en considérant le même système étudié précédemment :

- Masse totale de réfrigérant dans le système : 10.1 kg.

- Température ambiante : Varie entre 5 °C et 43 °C avec un pas de 1 °C.
- Température d'entrée de glycol : 8 °C.

Le rendement isentropique de compresseur est varié entre 0.45 et 0.95 pour chaque température ambiante avec un pas de 0.02. A noter que le rendement isentropique utilisé dans l'apprentissage est 0.7.

Etudions d'abord la corrélation entre le rendement isentropique du compresseur, la haute pression, le sous-refroidissement et le COP à l'aide d'une matrice de corrélation. La température ambiante est fixée constante à 32 °C.



Figure 4.21 : Matrice de corrélation entre le rendement isentropique du compresseur, la haute pression, le degré de sous-refroidissement et le COP

On remarque qu'il n'existe presque aucune corrélation entre le rendement isentropique du compresseur et la haute pression. Cependant, une corrélation de -0.77 existe entre le rendement isentropique et le degré de sous-refroidissement, ce qui montre que plus le rendement isentropique diminue, plus le degré de sous-refroidissement augmente. Cela est inverse à la tendance d'évolution du degré de sous-refroidissement avec les fuites. La corrélation entre le COP et le rendement isentropique de compresseur est positive, ce qui est évident : en effet, en augmentant le rendement isentropique, la consommation électrique du compresseur diminue et donc le COP augmente (selon l'équation 180).

Testons les points générés sur le modèle d'apprentissage statistique développé. Le but est d'étudier la masse estimée par ce dernier. Pour rappel, pour tous les points générés, la masse totale de réfrigérant est 10.1 kg.



Figure 4.22 : Masse estimée et masse réelle en variant le rendement isentropique du compresseur

Le premier point à gauche correspond à un rendement isentropique de 0.45, et le dernier point à droite correspond à un rendement isentropique de 0.95. On remarque que la chute du rendement du compresseur cause une augmentation de la masse estimée par le modèle statistique d'apprentissage. Donc la chute du rendement du compresseur ne sera pas confondue avec un défaut de fuite. Cependant, pareille au cas d'encrassement, la coexistence d'une fuite et d'une chute de rendement isentropique du compresseur peut gommer la présence d'un défaut. Il serait judicieux d'observer le rendement isentropique du compresseur, qui peut être calculé par un deuxième modèle.

En conclusion, ces deux défauts étudiés ne seront pas confondus avec le défaut d'une fuite et ne déclencheront pas de fausses alarmes. Cependant, la tendance du modèle statistique d'estimer une masse de réfrigérant supérieure à la masse initiale (et qui augmente avec le temps), peut nous guider vers la possibilité d'un encrassement au condenseur ou d'une chute du rendement du compresseur. Enfin, pour atteindre un système de FDD, il faudrait développer un modèle indépendant pour chacun des défauts et proposer une méthode d'interprétation de l'ensemble de ces modèles.

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, le modèle d'apprentissage statistique a été mis en place. D'abord, une base de données a été générée à partir du modèle physique de la machine en variant la masse totale de réfrigérant dans le système, la température ambiante et la température d'entrée de glycol. Ensuite une étude de sensibilité entre la haute pression, le degré de sous-refroidissement, du COP et la charge de réfrigérant a été réalisée. Elle a montré qu'aux basses températures ambiantes, le COP et la haute pression ne sont pas très sensibles à la variation de la charge, contrairement au degré de sous-refroidissement. Aux hautes températures ambiantes, les trois paramètres sont suffisamment sensibles à la variation de la charge. Pour pouvoir choisir une bonne méthode d'apprentissage statistique, une étude bibliographique sur les méthodes d'apprentissage disponibles a été réalisée. Nous avons déduit que la régression polynomiale multi-variable est la méthode la plus adaptée à notre cas d'étude comme elle permet de quantifier les fuites.

Ensuite, le modèle d'apprentissage statistique a été développé en testant différentes combinaisons de données d'entrée. Nous avons déduit que le meilleur choix est d'utiliser la haute pression, la température ambiante, le COP, la température d'entrée de glycol et le degré de sous-refroidissement comme paramètres d'entrée pour obtenir la charge de réfrigérant comme paramètre de sortie.

Ce modèle d'apprentissage développé a été testé en utilisant des données expérimentales, et il était capable d'estimer la charge totale dans la machine réelle avec une erreur moyenne absolue de 20 g et une erreur maximale de 66 g. Il faut noter que ce modèle d'apprentissage a été basé uniquement sur les données générées par le modèle physique de la machine, et la combinaison de ces données avec des données expérimentales devrait rendre l'apprentissage encore plus fiable.

Pour aller plus loin, d'autres défauts potentiels ont été testés : l'encrassement du condenseur et la chute du rendement du compresseur. Nous avons déduit que ces défauts ont une tendance à augmenter la charge estimée par le modèle d'apprentissage, donc ils ne seront pas confondus avec des fuites et ne déclencheront pas de fausses alarmes. Cependant, la coexistence de ces défauts avec des fuites pourrait potentiellement affecter le jugement de l'utilisateur de la machine. Il serait donc judicieux de développer des modèles pour prédire le débit d'air au condenseur et le rendement isentropique du compresseur en parallèle avec celui qui prédit la masse du réfrigérant. Une méthodologie d'interprétation des résultats sera ainsi nécessaire pour prédire le ou les défauts en cours.

Conclusion et Perspectives

Les systèmes de refroidissement deviennent de plus en plus employés dans la vie quotidienne. Ils sont utilisés dans les industries, les moyens de transport, la sécurité alimentaire, la santé, etc.

Le secteur de réfrigération consomme environ 17 % de l'électricité totale utilisée dans le monde. Ce pourcentage n'est pas négligeable et impose la nécessité de rendre les systèmes de refroidissement plus efficaces et écologiques.

Les fuites de réfrigérant vers l'environnement constituent un grand problème qui doit être résolu. En effet, elles ont un impact direct sur l'environnement à cause du haut PRP des réfrigérants utilisés, et un impact indirect car elles causent la chute du rendement du système qui se traduit par une consommation supérieure d'électricité et donc un impact CO₂ plus élevé. Aussi, les fuites imposent des coûts de réparation supplémentaires. De même, des réglementations européennes et françaises très strictes sont mises en place afin de minimiser les fuites de réfrigérant.

Pour ces raisons, il est très important d'employer des méthodes de détection de fuites fiables, rapides, et qui assurent une détection en temps réel. L'étude bibliographique a montré qu'il n'existe pas une telle méthode actuellement employée même avec le développement des méthodes d'apprentissage statistique. Pour cela, nous avons proposé dans cette thèse la méthode suivante :

- Un modèle physique qui représente le système de refroidissement est développé.
- Ce modèle est validé et calé avec des tests expérimentaux.
- Une fois le modèle validé, il est utilisé comme générateur de données.
- Ces données sont utilisées en complémentarité aux données acquises en temps réel pour assurer l'apprentissage d'un modèle statistique sur le fonctionnement normal de la machine.
- Ce modèle d'apprentissage servira ensuite pour détecter les fuites en cas de déviation du fonctionnement normal. Ce fonctionnement normal sera défini à partir de la mesure de plusieurs paramètres sensibles à la variation de la charge de réfrigérant (la haute pression, le degré de sousrefroidissement, le COP, etc.).

Comme le modèle physique de la machine est utilisé comme complément à la machine réelle et non pas pour la remplacer, nous l'appelons un « jumeau numérique ».

Dans le chapitre 2, le modèle physique de la machine a été développé. La méthode de volumes finis a été choisie pour la modélisation des échangeurs de chaleurs. Plusieurs paramètres importants ont été étudiés : le coefficient de transfert de chaleur côté réfrigérant et côté caloporteur, les pertes de pression côté réfrigérant et côté caloporteur, l'efficacité des ailettes, et le taux de vide qui est nécessaire pour l'estimation de la charge. Plusieurs corrélations ont été proposées pour le calcul de chacun de ces paramètres, et les plus précises (à partir d'essais expérimentaux) ont été choisies pour le modèle physique.

Les modèles du compresseur, de la vanne de détente et de la bouteille liquide ont aussi été étudiés. Ensuite, les stratégies de résolution du modèle physique ont été détaillées pour un système contenant une bouteille liquide et un système ne contenant pas cette dernière.

Dans le chapitre 3, nous avons mis en place un banc d'essai. Ce banc a servi pour valider le modèle physique d'un point de vue énergétique et pour étudier l'effet de la charge de réfrigérant sur les différents paramètres du système. Le modèle physique s'est montré précis d'un point de vue énergétique et capable d'estimer correctement la puissance thermique au condenseur et à l'évaporateur avec une erreur de \pm 5 %.

Aussi le modèle a montré une grande précision en estimant les paramètres sensibles à la variation de la charge de réfrigérant en variant cette dernière. Une étude paramétrique sur les différentes corrélations de taux de vide a été réalisée, afin de choisir la plus fiable pour l'estimation de la haute pression, du degré de sous-refroidissement et du COP. La corrélation de Lockhart-Martinelli a été choisie.

Ensuite, des cas d'études numériques ont été réalisés sur des systèmes contenant des bouteilles liquides. Nous avons conclu que, même en réduisant les dimensions de la bouteille, en utilisant plusieurs évaporateurs et un compresseur à vitesse variable, il est compliqué de mesurer la variation de la charge de réfrigérant dans la bouteille liquide en variant les conditions opératoires. Des tests expérimentaux seront particulièrement intéressants pour développer plus le sujet. Aussi, il est intéressant de noter qu'avec la tendance de réduire la charge de réfrigérant dans les systèmes de refroidissement afin de minimiser les dégâts environnementaux, les systèmes ne contenant pas de bouteilles liquides seront de plus en plus favorables dans le futur.

Finalement, dans le chapitre 4, le modèle statistique d'apprentissage a été développé. Pour cela, une étude de sensibilité a été réalisée entre différents paramètres et la charge de réfrigérant. Nous avons pu confirmer que les paramètres les plus sensibles à la variation de la charge sont la haute pression, le degré de sous-refroidissement et le COP. Le modèle d'apprentissage a donc été développé en prenant ces derniers paramètres ainsi que la température ambiante et la température d'entrée de glycol comme paramètres d'entrée, et la charge totale de réfrigérant dans le système comme paramètre de sortie. En le testant avec les données d'entrée expérimentales, le modèle s'est montré capable d'estimer la charge de réfrigérant totale avec une erreur moyenne absolue de 20 g et une erreur maximale de 66 g. Il faut noter que ce modèle d'apprentissage a été basé uniquement sur les données générées par le modèle physique de la machine, et la combinaison de ces données avec des données expérimentales devrait rendre l'apprentissage encore plus fiable.

Pour aller plus loin, d'autres défauts potentiels ont été testés : l'encrassement du condenseur et la chute du rendement du compresseur. Nous avons déduit que ces défauts ont une tendance à augmenter la charge estimée par le modèle d'apprentissage, donc ils ne seront pas confondus avec des fuites et ne déclencheront pas de fausses alarmes. Cependant, la coexistence de ces défauts avec des fuites pourrait potentiellement affecter le jugement de l'utilisateur de la machine. Il serait donc judicieux de proposer des modèles dédiés à chaque défaut potentiel et de proposer une méthodologie d'interprétation des résultats.

En conclusion, cette thèse a proposé une nouvelle méthode de détection de fuites. Cette méthode est basée sur le fait que certains paramètres mesurés sont sensibles à la variation de la charge de réfrigérant, et donc leur déviation de leurs valeurs « normales » pourrait signaler la possibilité d'une fuite. Ayant un grand nombre de paramètres d'entrée, un modèle d'apprentissage statistique est important pour estimer le fonctionnement « normale » de la machine.

Ce qui rend cette méthode intéressante est qu'elle s'appuie sur un modèle physique de la machine validé avec des tests expérimentaux. Ce modèle doit être capable de prendre la charge de réfrigérant comme paramètre d'entrée pour estimer différents paramètres de sortie (pressions, degré de sous-refroidissement, différentes puissances, etc.). Ce modèle servira donc comme générateur de données, pour gommer l'absence de certains points extrêmes de fonctionnement, pour rendre l'apprentissage du modèle statistique plus fiable et plus rapide, et pour pouvoir estimer le degré de la fuite. Le modèle statistique d'apprentissage développé s'est montré capable d'estimer le degré de la fuite avec une bonne précision. Il est intéressant de noter que ce modèle est potentiellement capable de détecter d'autres défauts aussi (encrassement des échangeurs, chute du rendement du compresseur, etc.).

Pour développer plus le travail de cette thèse, des tests expérimentaux sur de nouvelles configurations (évaporateurs en parallèle, systèmes avec bouteille liquide, etc.), et sur une marge de conditions opératoires plus grande seront importants pour exploiter les capacités du modèle physique de la machine ainsi que celles du modèle statistique d'apprentissage. Aussi, pour pouvoir satisfaire les nouvelles normes et réglementations, de nouveaux réfrigérants à bas GWP doivent être employés. Parmi ces fluides on trouve le CO₂, l'ammoniac, le propane, etc. qui sont utilisés généralement dans des machines à configurations non traditionnelles. Dans le cas du CO₂ par exemple, la compression parallèle, un échangeur liquide-vapeur et l'utilisation d'un éjecteur sont des pistes pour améliorer le rendement du système. Ces configurations différentes de celle étudiée dans cette thèse impliquent la présence potentielle de défauts supplémentaires. Aussi, les paramètres sensibles à la variation de la charge de réfrigérant dans les configurations non traditionnelles peuvent ne pas se limiter à ceux exploités dans cette thèse.

Cependant, même si les configurations diffèrent, le modèle physique développé est assez générique pour simuler facilement ces dernières. Les étapes à suivre seront de valider le modèle physique avec des tests expérimentaux, définir les paramètres sensibles à la variation de la charge, et générer des données qui seront utilisées par le modèle d'apprentissage.

Un défi particulier pour la méthode développée dans cette thèse, sera l'utilisation des nouveaux mélanges HFO/HFC (R454A, R454C, R455A, etc.). Ces fluides possèdent un bas GWP et une performance acceptable en comparaison aux fluides traditionnels. Cependant, dans le cas d'une fuite, la composition molaire du mélange va changer. En effet, en fonction de la position de la fuite, la pression partielle de chaque composant du mélange imposera des taux de fuites différents de ces derniers. Cela résulte en une charge circulante différente de la charge initiale. Le problème est que la composition de cette charge circulante est compliquée à définir et donc cela impose une difficulté au niveau de la modélisation de la machine. Une solution potentielle est de corréler les différentes compositions aux différents paramètres du système et à la charge en fonction des conditions opératoires.

Il faut noter qu'un avantage est présent en utilisant ces mélanges HFO/HFC : durant la fuite de ces derniers, le composant ayant la pression partielle la plus élevée fuira en grande partie en comparaison aux autres composants, notamment si la fuite est au niveau de la haute pression (ce qui est souvent le cas). Cela implique une variation des paramètres du système (notamment la haute pression dans ce cas) plus distinguée que la variation dans le cas d'un réfrigérant pur. Cette variation peut donc être exploitée pour améliorer la sensibilité de la détection de fuites. Ces mélanges présentent aussi des glissements qui varieront aussi en cas de fuite. En conclusion, les défis du futur sont nombreux dans le domaine du froid et des PAC. Il est donc important d'exploiter à fond les solutions et les améliorations possibles des systèmes à compression de vapeur, qui sont utilisés chaque jour dans des domaines assez variés, afin de préserver l'environnement et la terre pour les prochaines générations.

Bibliographie

- [1] R. C. Arora, "Mechanical vapour compression refrigeration," *Refrig. Air Cond.*, 2012.
- [2] A. F. Burstall, "A History of Mechanical Engineering," 1965.
- [3] M.-F. Terrier, P. Haberschill, and G. Cavalier, *La maîtrise de l'énergie dans le froid industriel: le guide*. 2017.
- [4] IPCC, *Safeguarding the Ozone Layer and the Global Climate System*, vol. Mobile Air Conditioning. 2015.
- [5] IIR, "Sustainable Refrigerated Road Transport." 21st Informatory Note on refrigerating Technologies, 2011.
- [6] FAO, Statistical Yearbook Part 3. 2015.
- [7] J. Gustavsson, C. Cederberg, and U. Sonesson, *Global food losses and food waste: extent, causes and prevention*. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2011.
- [8] IIR, *The Role of Refrigeration in Worldwide Nutrition*, vol. 5th Informatory Note on Refrigeration and Food. 2009.
- [9] R. Kosonen and F. Tan, "The effect of perceived indoor air quality on productivity loss," *Energy Build.*, vol. 36, no. 10, pp. 981–986, Oct. 2004, doi: 10.1016/j.enbuild.2004.06.005.
- [10] O. Seppänen, W. J. Fisk, and Q. Lei, "EFFECT OF TEMPERATURE ON TASK PERFORMANCE IN OFFFICE ENVIRONMENT," p. 11.
- [11] M. A. McNeil and V. E. Letschert, "Future Air Conditioning Energy Consumption in Developing Countries and what can be done about it: The Potential of Efficiency in the Residential Sector," p. 15.
- [12] BSRIA. 2014.
- [13] Transparency Market Research, Frozen Food Market (Vegetables & Fruits, Potatoes, Ready-toeat Meals, Meat, Fish/Seafood and Soups) - Global Industry Analysis, Size, Share, Growth, Trends and Forecast. 2013.
- [14] M. Boned and G. Cavalier, "Evaluation of pharmacy cold chain," vol. 2nd IIR International Conference on Sustainability and the Cold Chain, 2013.
- [15] J. G. Koomey, "Worldwide electricity used in data centers," *Environ. Res. Lett.*, vol. 3, no. 3, p. 034008, Jul. 2008, doi: 10.1088/1748-9326/3/3/034008.
- [16] IEA, Electricity/Heat in World in 2009. 2009.
- [17] M. J. Molina and F. S. Rowland, "Stratospheric sink for chlorofluoromethanes: chlorine atomcatalysed destruction of ozone," *Nature*, vol. 249, no. 5460, pp. 810–812, Jun. 1974, doi: 10.1038/249810a0.
- [18] UNEP, Synthesis of the Reports of the Scientific, Environmental Effects, and Technology and Economic Assessment Panels of the Montreal Protocol. 1999.
- [19] A. Pearson, "Refrigeration with ammonia," Int. J. Refrig., vol. 31, no. 4, pp. 545–551, Jun. 2008, doi: 10.1016/j.ijrefrig.2007.11.011.
- [20] L. Sandrine, "DETECTION DE FUITE," p. 70.
- [21] "Règlement n° 517/2014 UE du 16/01/2014. Relatif aux gaz à effet de serre fluorés." Journal officiel de l'Union Européenne, 2014.
- [22] K. Madsen, "Living without HFCs The Danish Experience," p. 8.
- [23] D. Bostock, "Designing to minimise the risk of refrigerant leakage," 2007.

- [24] I. N. Grace, D. Datta, and S. A. Tassou, "Sensitivity of refrigeration system performance to charge levels and parameters for on-line leak detection," *Appl. Therm. Eng.*, vol. 25, no. 4, pp. 557–566, Mar. 2005, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2004.07.008.
- [25] D. Cowan, J. Gartshore, I. Chaer, C. Francis, and G. Maidment, "REAL Zero Reducing refrigerant emissions & leakage feedback from the IOR Project," p. 16.
- [26] IIR, "The Role of Refrigeration in the Global Economy." 29th Informatory Note on Refrigeration Technologies, 2015.
- [27] M. R. Heap, "Refrigeration and air conditioning the response," no. 2001, p. 8.
- [28] S. Fischer and N. Hobday, "Energy and global warming impacts of CFC alternative technologies.," Environ. Sci., 1991.
- [29] X. Cazauran and J. Pioger, "Détection de fuite : méthodes directes et indirectes," p. 21, 2009.
- [30] M. G. McKellar, *Failure diagnosis for a household refrigerator*. School of Mechanical Engineering, Purdue University.
- [31] L. A. Stallard, *Model based expert system for failure detection and identification of household refrigerators*. School of Mechanical Engineering, Purdue University.
- [32] M. Yoshimura and N. Ito, "Effective diagnosis methods for air-conditioning equipment in telecommunications buildings," in *Conference Proceedings., Eleventh International Telecommunications Energy Conference*, Florence, Italy, 1989, p. 21.1/1-21.1/7. doi: 10.1109/INTLEC.1989.88347.
- [33] J. Wagner and R. Shoureshi, "Failure Detection Diagnostics for Thermofluid Systems," J. Dyn. Syst. Meas. Control, vol. 114, no. 4, pp. 699–706, Dec. 1992, doi: 10.1115/1.2897743.
- [34] T. Rossi, "Detection, diagnosis, and evaluation of faults in vapor compression cycle equipment," *Sch. Mech. Eng. Purdue Univ.*, 1995.
- [35] T. M. Rossi and J. E. Braun, "Minimizing Operating Costs of Vapor Compression Equipment with Optimal Service Scheduling," no. International Journal of Heating, Ventilating, Air Conditioning and Refrigerating Research, 1996.
- [36] T. M. Rossi and J. E. Braun, "A statistical, rule-based fault detection and diagnostic method for vapor compression air conditioners," *HVACR Res.*, vol. 3, pp. 19–37, 1997.
- [37] H. T. Grimmelius, J. Klein Woud, and G. Been, "On-line failure diagnosis for compression refrigeration plants," *Int. J. Refrig.*, vol. 18, no. 1, pp. 31–41, Jan. 1995, doi: 10.1016/0140-7007(94)P3709-A.
- [38] M. S. Breuker, "Evaluation of a statistical, rule-based fault detection and diagnostics method for vapor compression air conditioners," *Sch. Mech. Eng. Purdue Univ.*, 1997.
- [39] M. Breuker and J. Braun, "Evaluating the Performance of a Fault Detection and Diagnostic System for Vapor Compression Equipment," *HVACR Res.*, vol. 4, no. 4, pp. 401–425, Oct. 1998, doi: 10.1080/10789669.1998.10391412.
- [40] P. Carling, "Comparison of three fault detection methods based on field data of an air-handling unit," *ASHRAE Trans.*, 2002.
- [41] "Qualitative model-based fault detection in air-handling units," *IEEE Control Syst.*, vol. 15, no. 4, pp. 11–22, Aug. 1995, doi: 10.1109/37.408465.
- [42] J. M. House, W. Y. Lee, and D. R. Shin, "Classification techniques for fault detection and diagnosis of an air-handling unit," *ASHRAE Trans.*, 1999.
- [43] S. A. Tassou and I. N. Grace, "Fault diagnosis and refrigerant leak detection in vapour compression refrigeration systems," Int. J. Refrig., vol. 28, no. 5, pp. 680–688, Aug. 2005, doi: 10.1016/j.ijrefrig.2004.12.007.
- [44] H. Han, B. Gu, T. Wang, and Z. R. Li, "Important sensors for chiller fault detection and diagnosis (FDD) from the perspective of feature selection and machine learning," *Int. J. Refrig.*, vol. 34, no. 2, pp. 586–599, Mar. 2011, doi: 10.1016/j.ijrefrig.2010.08.011.

- [45] H. Han, Z. Cao, B. Gu, and N. Ren, "PCA-SVM-Based Automated Fault Detection and Diagnosis (AFDD) for Vapor-Compression Refrigeration Systems," *HVACR Res.*, vol. 16, no. 3, pp. 295–313, May 2010, doi: 10.1080/10789669.2010.10390906.
- [46] N. Kocyigit, H. Bulgurcu, and C.-X. Lin, "Fault diagnosis of a vapor compression refrigeration system with hermetic reciprocating compressor based on p-h diagram," *Int. J. Refrig.*, vol. 45, pp. 44–54, Sep. 2014, doi: 10.1016/j.ijrefrig.2014.05.027.
- [47] K. Yan, A. Chong, and Y. Mo, "Generative adversarial network for fault detection diagnosis of chillers," *Build. Environ.*, vol. 172, p. 106698, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.buildenv.2020.106698.
- [48] Y. Fan, X. Cui, H. Han, and H. Lu, "Feasibility and improvement of fault detection and diagnosis based on factory-installed sensors for chillers," *Appl. Therm. Eng.*, vol. 164, p. 114506, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2019.114506.
- [49] P. A. Thompson, K. E. Hummel, and T. P. Nelson, "Survey of the use and emissions of chlorofluorocarbons from large chillers," *ASHRAE*, pp. 416–421, 1992.
- [50] "https://www.encyclopedie-energie.org/les-echangeurs-de-chaleur/".
- [51] T. M. Rossi and J. E. Braun, "A real-time transient model for air conditioners," *Proc. 20th Int. Congr. Refrig.*, 1999.
- [52] G. Collier and J. R. Thome, *Convective Boiling and Condensation*. Oxford Engineering Science Series, 1994.
- [53] J. R. S. Thom, "Prediction of pressure drop during forced circulation boiling of water," Int. J. Heat Mass Transf., vol. 7, no. 7, pp. 709–724, Jul. 1964, doi: 10.1016/0017-9310(64)90002-X.
- [54] S. M. Zivi, "Estimation of steady state steam void fraction by means of the principle of minimum entropy production," *J. Heat Transf.*, vol. 86, pp. 247–252, 1964.
- [55] S. L. Smith, "Void Fractions in Two-Phase Flow: A Correlation Based upon an Equal Velocity Head Model," *Proc. Inst. Mech. Eng.*, vol. 184, no. 1, pp. 647–664, Jun. 1969, doi: 10.1243/PIME_PROC_1969_184_051_02.
- [56] D. Chisholm, "Pressure gradients due to friction during the flow of evaporating two-phase mixtures in smooth tubes and channels," *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 16, no. 2, pp. 347–358, Feb. 1973, doi: 10.1016/0017-9310(73)90063-X.
- [57] R. W. LOCKHART and R. C. MARTINELLI, "Proposed correlation of data for isothermal two-phase, twocomponent flow in pipes," *Univ. Calif. Berkeley Calif.*, 1949.
- [58] T. N. Tandon, H. K. Varma, and C. P. Gupta, "A void fraction model for annular two-phase flow," *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 28, no. 1, pp. 191–198, Jan. 1985, doi: 10.1016/0017-9310(85)90021-3.
- [59] D. A. Yashar, M. J. Wilson, H. R. Kopke, D. M. Graham, J. C. Chato, and T. A. Newell, "An Investigation of Refrigerant Void Fraction in Horizontal, Microfin Tubes," *HVACR Res.*, vol. 7, no. 1, pp. 67–82, Jan. 2001, doi: 10.1080/10789669.2001.10391430.
- [60] A. A. Armand, "The resistance during the movement of a two-phase system in horizontal pipes," *Izv. Vsesoiuznyi Tepl. Inst.*, vol. 1, pp. 16–23, 1946.
- [61] W. A. Massena, "Steam-water Pressure Drop and Critical Discharge Flow-A Digital Computer Program," *Gen. Electr. Co Hanford At. Prod. Oper. Richland Wash*, 1960.
- [62] D. Chisolm, "Two-phase flow in pipelines and heat exchangers," *G Godwin Assoc. Inst. Chem. Eng.*, 1983.
- [63] C. J. Barcozy, "Correlation of liquid fraction in two-phase flow with application to liquid metals," *Chem. Eng. Prog. Symp. Ser.*, vol. 61, no. 57, pp. 179–191, 1965.
- [64] R. H. Huq and J. L. Loth, "Analytical two-phase flow void fraction prediction method," *J. Thermophys. Heat Transf.*, vol. 6, pp. 139–144, 1992.
- [65] Y. Xu and X. Fang, "Correlations of void fraction for two-phase refrigerant flow in pipes," *Appl. Therm. Eng.*, vol. 64, no. 1–2, pp. 242–251, Mar. 2014, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2013.12.032.

- [66] F. W. Dittus and L. M. K. Boelter, "Heat transfer in automobile radiators of the tubular type," Int. Commun. Heat Mass Transf., vol. 12, no. 1, pp. 3–22, Jan. 1985, doi: 10.1016/0735-1933(85)90003-X.
- [67] K. Khoury, *Transfert de chaleur*. 2004.
- [68] C. L. Ong and J. R. Thome, "Flow boiling heat transfer of R134a, R236fa and R245fa in a horizontal 1.030mm circular channel," *Exp. Therm. Fluid Sci.*, vol. 33, no. 4, pp. 651–663, Apr. 2009, doi: 10.1016/j.expthermflusci.2009.01.002.
- [69] C. L. Ong and J. R. Thome, "Macro-to-microchannel transition in two-phase flow: Part 1 Two-phase flow patterns and film thickness measurements," *Exp. Therm. Fluid Sci.*, vol. 35, no. 1, pp. 37–47, Jan. 2011, doi: 10.1016/j.expthermflusci.2010.08.004.
- [70] M. G. Cooper, "Saturation nucleate pool boiling : a simple correlation," *Inst. Chem. Eng. Symp. Ser.*, 1984.
- [71] R. Winterton and K. Gungor, "Simplified general correlation for saturated flow boiling and comparison of correlations with data," *Chem Eng Res Des.*, 1987.
- [72] D. B. Bivens and A. Yokozeki, "Heat Transfer Coefficients and Transport Properties for Alternative Refrigerants," p. 7.
- [73] T. N. Tran, M.-C. Chyu, M. W. Wambsganss, and D. M. France, "Two-phase pressure drop of refrigerants during flow boiling in small channels: an experimental investigation and correlation development," *Int. J. Multiph. Flow*, vol. 26, no. 11, pp. 1739–1754, Nov. 2000, doi: 10.1016/S0301-9322(99)00119-6.
- [74] B. Agostini, A. Bontemps, B. Watel, and B. Thonon, "Boiling heat transfer in minichannels : influence of the hydraulic diameter," 2003.
- [75] M. Hamdar, A. Zoughaib, and D. Clodic, "Flow boiling heat transfer and pressure drop of pure HFC-152a in a horizontal mini-channel," *Int. J. Refrig.*, vol. 33, no. 3, pp. 566–577, May 2010, doi: 10.1016/j.ijrefrig.2009.12.006.
- [76] S. Mortada, A. Zoughaib, C. Arzano-Daurelle, and D. Clodic, "Boiling heat transfer and pressure drop of R-134a and R-1234yf in minichannels for low mass fluxes," *Int. J. Refrig.*, 2011.
- [77] O. E. Turgut, M. Asker, and M. T. Çoban, "Saturated Flow Boiling Heat Transfer Correlation for Small Channels Based on R134a Experimental Data," *Arab. J. Sci. Eng.*, vol. 41, no. 5, pp. 1921–1939, May 2016, doi: 10.1007/s13369-016-2038-1.
- [78] M. M. Shah, "A general correlation for heat transfer during film condensation inside pipes," Int. J. Heat Mass Transf., vol. 22, no. 4, pp. 547–556, Apr. 1979, doi: 10.1016/0017-9310(79)90058-9.
- [79] R. L. Webb and M. Zhang, "Prediction of condensation and evaporation in micro-fin and microchannel tubes.," 1997.
- [80] C. Lu *et al.*, "Frictional pressure drop analysis for horizontal and vertical air-water two-phase flows in different pipe sizes," *Nucl. Eng. Des.*, vol. 332, pp. 147–161, Jun. 2018, doi: 10.1016/j.nucengdes.2018.03.036.
- [81] H. Müller-Steinhagen and K. Heck, "A simple friction pressure drop correlation for two-phase flow in pipes," *Chem. Eng. Process. Process Intensif.*, vol. 20, no. 6, pp. 297–308, Nov. 1986, doi: 10.1016/0255-2701(86)80008-3.
- [82] L. Friedel, "Improved friction pressure drop correlations for horizontal and vertical two- phase pipe flow," 1979.
- [83] Y.-J. Chang and C.-C. Wang, "A generalized heat transfer correlation for louver fin geometry," p. 12.
- [84] D. Junqi, C. Jiangping, C. Zhijiu, Z. Yimin, and Z. Wenfeng, "Heat transfer and pressure drop correlations for the wavy fin and flat tube heat exchangers," *Appl. Therm. Eng.*, vol. 27, no. 11–12, pp. 2066–2073, Aug. 2007, doi: 10.1016/j.applthermaleng.2006.11.012.
- [85] C. H. Stignor, "Laminar-flow liquid-to-air heat exchangers energy-efficient display cabinet applications," 2009.

- [86] C. Wang, C. J. Lee, C. T. Chang, and S. P. Lin, "Heat transfer and friction correlation for compact louvered fin-and-tube heat exchangers," *Int. J. Heat Mass Transf.*, 1999.
- [87] C.-C. Wang, Y.-M. Hwang, and Y.-T. Lin, "Empirical correlations for heat transfer and flow friction characteristics of herringbone wavy fin-and-tube heat exchangers," *Int. J. Refrig.*, vol. 25, no. 5, pp. 673–680, Aug. 2002, doi: 10.1016/S0140-7007(01)00049-4.
- [88] C.-C. Wang, K.-Y. Chi, and C.-J. Chang, "Heat transfer and friction characteristics of plain-and- tube heat exchangers, part II: Correlation," *Int J Heat Mass Transf.*, p. 8, 2000.
- [89] M.-H. Kim and C. W. Bullard, "Air-side thermal hydraulic performance of multi-louvered fin aluminum heat exchangers," *Int. J. Refrig.*, vol. 25, no. 3, pp. 390–400, May 2002, doi: 10.1016/S0140-7007(01)00025-1.
- [90] T. L. Bergman and F. P. Incropera, Eds., *Fundamentals of heat and mass transfer*, 7th ed. Hoboken, NJ: Wiley, 2011.
- [91] J. A. W. Gut and J. M. Pinto, "Modeling of plate heat exchangers with generalized configurations," *Int. J. Heat Mass Transf.*, vol. 46, no. 14, pp. 2571–2585, Jul. 2003, doi: 10.1016/S0017-9310(03)00040-1.
- [92] G. Zhang, F. Qin, H. Zou, and C. Tian, "Experimental Study on a Dual- parallel-evaporator Heat Pump System for Thermal Management of Electric Vehicles," *Energy Procedia*, vol. 105, pp. 2390–2395, May 2017, doi: 10.1016/j.egypro.2017.03.687.
- [93] A. L. Samuel, "Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers," p. 21, 1959.
- [94] T. M. Mitchell, "Machine learning," vol. McGraw Hill, 1997.
- [95] J. L. Berral-Garcia, "A quick view on current techniques and machine learning algorithms for big data analytics," in 2016 18th International Conference on Transparent Optical Networks (ICTON), Trento, Italy, Jul. 2016, pp. 1–4. doi: 10.1109/ICTON.2016.7550517.
- [96] S. Amari, "Backpropagation and stochastic gradient descent method," *Neurocomputing*, vol. 5, no. 4–5, pp. 185–196, Jun. 1993, doi: 10.1016/0925-2312(93)90006-O.
- [97] G. Paliouras, V. Karkaletsis, and C. D. Spyropoulos, Eds., *Machine learning and its applications: advanced lectures*. Berlin ; New York: Springer, 2001.
- [98] V. J. Mathews and Z. Xie, "A stochastic gradient adaptive filter with gradient adaptive step size," IEEE Trans. Signal Process., vol. 41, no. 6, pp. 2075–2087, Jun. 1993, doi: 10.1109/78.218137.
- [99] Y. Wong, "How Gaussian radial basis functions work," in IJCNN-91-Seattle International Joint Conference on Neural Networks, Seattle, WA, USA, 1991, vol. ii, pp. 133–138. doi: 10.1109/IJCNN.1991.155326.
- [100] J. A. Flanagan and T. Novosad, "Maximizing wcdma network packet traffic performance: multiparameter optimization by gradient descent minimization of a cost function," in 14th IEEE Proceedings on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications, 2003. PIMRC 2003., Beijing, China, 2003, vol. 1, pp. 311–315. doi: 10.1109/PIMRC.2003.1264284.
- [101] S. K. Lenka and A. G. Mohapatra, "Gradient Descent with Momentum based Neural Network Pattern Classification for the Prediction of Soil Moisture Content in Precision Agriculture," in 2015 IEEE International Symposium on Nanoelectronic and Information Systems, Indore, India, Dec. 2015, pp. 63–66. doi: 10.1109/iNIS.2015.56.
- [102] M. Tivnan, C. Rappaport, M. Lambert, and D. Lesselier, "A modified gradient descent reconstruction algorithm for breast cancer detection using Microwave Radar and Digital Breast Tomosynthesis," in 2016 10th European Conference on Antennas and Propagation (EuCAP), Davos, Switzerland, Apr. 2016, pp. 1–4. doi: 10.1109/EuCAP.2016.7481582.
- [103] G. Qu and N. Li, "Accelerated Distributed Nesterov Gradient Descent," IEEE Trans. Autom. Control, vol. 65, no. 6, pp. 2566–2581, Jun. 2020, doi: 10.1109/TAC.2019.2937496.

- [104] S. Heleno, M. Silveira, M. Matias, and P. Pina, "Assessment of supervised methods for mapping rainfall induced landslides in VHR images," in 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Milan, Italy, Jul. 2015, pp. 850–853. doi: 10.1109/IGARSS.2015.7325898.
- [105] D.-H. Le, N. Xuan Hoai, and Y.-K. Kwon, "A Comparative Study of Classification-Based Machine Learning Methods for Novel Disease Gene Prediction," in *Knowledge and Systems Engineering*, vol. 326, V.-H. Nguyen, A.-C. Le, and V.-N. Huynh, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2015, pp. 577–588. doi: 10.1007/978-3-319-11680-8_46.
- [106] F. Galton, Natural Inheritance. 1889.
- [107] F. Galton, "Regression Towards Mediocrity in Hereditary Stature.," J. Anthropol. Inst. G. B. Irel., vol. 15, p. 246, 1886, doi: 10.2307/2841583.
- [108] "I. Co-relations and their measurement, chiefly from anthropometric data," p. 11.
- [109] E. Masry, "Multivariate regression estimation of continuous-time processes from sampled data: local polynomial fitting approach," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 45, no. 6, pp. 1939–1953, Sep. 1999, doi: 10.1109/18.782116.
- [110] T. Banerjee, D. Wang, B. Xie, and D. P. Agrawal, "PERD: Polynomial-based Event Region Detection in Wireless Sensor Networks," in 2007 IEEE International Conference on Communications, Glasgow, Scotland, Jun. 2007, pp. 3307–3312. doi: 10.1109/ICC.2007.548.
- [111] Y. Chang and K. W. E. Cheng, "Sensorless position estimation of switched reluctance motor at startup using quadratic polynomial regression," *IET Electr. Power Appl.*, vol. 7, no. 7, pp. 618–626, Aug. 2013, doi: 10.1049/iet-epa.2012.0306.
- [112] J. Hilbe, Logistic Regression Models. 2009.
- [113] F. C. Pampel, *Logistic regression: A primer*. Sage publications, 2000.
- [114] J. Truett, J. Cornfield, and W. Kannel, "A multivariate analysis of the risk of coronary heart disease in Framingham," J. Chronic Dis., vol. 20, no. 7, pp. 511–524, Jul. 1967, doi: 10.1016/0021-9681(67)90082-3.
- [115] Harshvardhan G, Venkateswaran N, and Padmapriya N, "Assessment of Glaucoma with ocular thermal images using GLCM techniques and Logistic Regression classifier," in 2016 International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and Networking (WISPNET), Chennai, India, Mar. 2016, pp. 1534–1537. doi: 10.1109/WISPNET.2016.7566393.
- [116] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernelbased Learning Methods, 1st ed. Cambridge University Press, 2000. doi: 10.1017/CBO9780511801389.
- [117] I. Steinwart and A. Christmann, *Support Vector Machines*. 2008.
- [118] C. J. C. Burges, "A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition," p. 43.
- [119] M. Varewyck and J.-P. Martens, "A Practical Approach to Model Selection for Support Vector Machines With a Gaussian Kernel," *IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Part B Cybern.*, vol. 41, no. 2, pp. 330–340, Apr. 2011, doi: 10.1109/TSMCB.2010.2053026.
- [120] D. Zhang, W. Zuo, D. Zhang, and H. Zhang, "Time Series Classification Using Support Vector Machine with Gaussian Elastic Metric Kernel," in 2010 20th International Conference on Pattern Recognition, Istanbul, Turkey, Aug. 2010, pp. 29–32. doi: 10.1109/ICPR.2010.16.
- [121] J. Tian and L. Zhao, "Weighted Gaussian Kernel with Multiple Widths and Support Vector Classifications," in 2009 International Symposium on Information Engineering and Electronic Commerce, Ternopil, Ukraine, May 2009, pp. 379–382. doi: 10.1109/IEEC.2009.85.
- [122] Yaohua Tang, Weimin Guo, and Jinghuai Gao, "Efficient model selection for Support Vector Machine with Gaussian kernel function," in 2009 IEEE Symposium on Computational Intelligence and Data Mining, Nashville, TN, USA, Mar. 2009, pp. 40–45. doi: 10.1109/CIDM.2009.4938627.
- [123] D. Chen, Zejian Yuan, G. Hua, N. Zheng, and J. Wang, "Similarity learning on an explicit polynomial kernel feature map for person re-identification," in 2015 IEEE Conference on Computer Vision and

Pattern Recognition (CVPR), Boston, MA, USA, Jun. 2015, pp. 1565–1573. doi: 10.1109/CVPR.2015.7298764.

- [124] P. Sahoo, A. K. Behera, M. K. Pandia, Ch. S. K. Dash, and S. Dehuri, "On the study of GRBF and polynomial kernel based support vector machine in web logs," in 2013 1st International Conference on Emerging Trends and Applications in Computer Science, Shillong, India, Sep. 2013, pp. 1–5. doi: 10.1109/ICETACS.2013.6691384.
- [125] P. Panavaranan and Y. Wongsawat, "EEG-based pain estimation via fuzzy logic and polynomial kernel support vector machine," in *The 6th 2013 Biomedical Engineering International Conference*, Amphur Muang, Krabi, Thailand, Oct. 2013, pp. 1–4. doi: 10.1109/BMEiCon.2013.6687668.
- [126] S. Yaman and J. Pelecanos, "Using Polynomial Kernel Support Vector Machines for Speaker Verification," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 20, no. 9, pp. 901–904, Sep. 2013, doi: 10.1109/LSP.2013.2273127.
- [127] JingWang, YongYao, and ZhiJingLiu, "A new text classification method based on HMM-SVM," in 2007 International Symposium on Communications and Information Technologies, Sydney, Australia, Oct. 2007, pp. 1516–1519. doi: 10.1109/ISCIT.2007.4392256.
- [128] M. A. Kumar and M. Gopal, "An Investigation on Linear SVM and its Variants for Text Categorization," in 2010 Second International Conference on Machine Learning and Computing, Bangalore, India, 2010, pp. 27–31. doi: 10.1109/ICMLC.2010.64.
- [129] Z. Wang and X. Qian, "Text Categorization Based on LDA and SVM," in 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering, Wuhan, China, 2008, pp. 674–677. doi: 10.1109/CSSE.2008.571.
- [130] A. Sharma, "Handwritten digit Recognition using Support Vector Machine," p. 7.
- [131] D. Gorgevik, D. Cakmakov, and V. Radevski, "Handwritten digit recognition by combining support vector machines using rule-based reasoning," in *Proceedings of the 23rd International Conference on Information Technology Interfaces, 2001. ITI 2001.*, Pula, Croatia, 2001, pp. 139–144 vol.1. doi: 10.1109/ITI.2001.938010.
- [132] D. Huang, J.-H. Lai, and C.-D. Wang, "Incremental support vector clustering with outlier detection," p. 4.
- [133] F. de Morsier, D. Tuia, V. Gass, J.-P. Thiran, and M. Borgeaud, "Unsupervised change detection via hierarchical support vector clustering," in 7th IAPR Workshop on Pattern Recognition in Remote Sensing (PRRS), Tsukuba Science City, Japan, Nov. 2012, pp. 1–4. doi: 10.1109/PPRS.2012.6398309.
- [134] E.-H. Jang, B.-J. Park, S.-H. Kim, Y. Eum, and J.-H. Sohn, "A Study on Analysis of Bio-Signals for Basic Emotions Classification: Recognition Using Machine Learning Algorithms," in 2014 International Conference on Information Science & Applications (ICISA), Seoul, May 2014, pp. 1–4. doi: 10.1109/ICISA.2014.6847340.
- [135] A. Ghaderi, J. Frounchi, and A. Farnam, "Machine learning-based signal processing using physiological signals for stress detection," in 2015 22nd Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME), Tehran, Iran, Nov. 2015, pp. 93–98. doi: 10.1109/ICBME.2015.7404123.
- [136] U. S. Shanthamallu, A. Spanias, C. Tepedelenlioglu, and M. Stanley, "A brief survey of machine learning methods and their sensor and IoT applications," in 2017 8th International Conference on Information, Intelligence, Systems & Applications (IISA), Larnaca, Aug. 2017, pp. 1–8. doi: 10.1109/IISA.2017.8316459.
- [137] T. Cover and P. Hart, "Nearest neighbor pattern classification," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 13, no. 1, pp. 21–27, Jan. 1967, doi: 10.1109/TIT.1967.1053964.
- [138] M. Khanum, T. Mahboob, W. Imtiaz, H. Abdul Ghafoor, and R. Sehar, "A Survey on Unsupervised Machine Learning Algorithms for Automation, Classification and Maintenance," *Int. J. Comput. Appl.*, vol. 119, no. 13, pp. 34–39, Jun. 2015, doi: 10.5120/21131-4058.

- [139] M. E. Celebi and K. Aydin, Eds., *Unsupervised Learning Algorithms*. Cham: Springer International Publishing, 2016. doi: 10.1007/978-3-319-24211-8.
- [140] A. Bindal and A. Pathak, "A Survey on K-means Clustering and Web-Text Mining," vol. 5, no. 4, p. 4, 2013.
- [141] K. Dhiraj and S. K. Rath, "Gene Expression Analysis Using Clustering," Int. J. Comput. Electr. Eng., pp. 155–164, 2009, doi: 10.7763/IJCEE.2009.V1.24.
- [142] A. Bhattacharya and R. K. De, "Bi-correlation clustering algorithm for determining a set of coregulated genes," *Bioinformatics*, vol. 25, no. 21, pp. 2795–2801, Nov. 2009, doi: 10.1093/bioinformatics/btp526.
- [143] G. Singh and M. A. Ansari, "Efficient detection of brain tumor from MRIs using K-means segmentation and normalized histogram," in 2016 1st India International Conference on Information Processing (IICIP), Delhi, India, Aug. 2016, pp. 1–6. doi: 10.1109/IICIP.2016.7975365.
- [144] A. Albiol, L. Torres, and E. J. Delp, "An unsupervised color image segmentation algorithm for face detection applications," in *Proceedings 2001 International Conference on Image Processing (Cat. No.01CH37205)*, Thessaloniki, Greece, 2001, vol. 2, pp. 681–684. doi: 10.1109/ICIP.2001.958585.
- [145] X. Li, M. Yao, and W. Huang, "Speech recognition based on k-means clustering and neural network ensembles," in 2011 Seventh International Conference on Natural Computation, Shanghai, China, Jul. 2011, pp. 614–617. doi: 10.1109/ICNC.2011.6022159.
- [146] A. Gersho and R. M. Gray, *Vector Quantization and Signal Compression*. Boston, MA: Springer US, 1992. doi: 10.1007/978-1-4615-3626-0.
- [147] Y. Linde, A. Buzo, and R. Gray, "An Algorithm for Vector Quantizer Design," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 28, no. 1, pp. 84–95, Jan. 1980, doi: 10.1109/TCOM.1980.1094577.
- [148] A. S. Spanias, "Speech Coding: A Tutorial Review," p. 44.
- [149] M. Shah, C. Chakrabarti, and A. Spanias, "Within and cross-corpus speech emotion recognition using latent topic model-based features," *EURASIP J. Audio Speech Music Process.*, vol. 2015, no. 1, p. 4, Dec. 2015, doi: 10.1186/s13636-014-0049-y.
- [150] E. C. Ozan, E. Riabchenko, S. Kiranyaz, and M. Gabbouj, "A vector quantization based k-NN approach for large-scale image classification," in 2016 Sixth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA), Oulu, Finland, Dec. 2016, pp. 1–6. doi: 10.1109/IPTA.2016.7821010.
- [151] I. Arel, D. C. Rose, and T. P. Karnowski, "Deep Machine Learning A New Frontier in Artificial Intelligence Research [Research Frontier]," p. 6.
- [152] L. Deng, "A tutorial survey of architectures, algorithms, and applications for deep learning," APSIPA Trans. Signal Inf. Process., vol. 3, p. e2, 2014, doi: 10.1017/atsip.2013.9.
- [153] D. Yu and L. Deng, "Deep Learning and Its Applications to Signal and Information Processing [Exploratory DSP," IEEE Signal Process. Mag., vol. 28, no. 1, pp. 145–154, Jan. 2011, doi: 10.1109/MSP.2010.939038.
- [154] H. Song, J. J. Thiagarajan, K. N. Ramamurthy, and A. Spanias, "Auto-context modeling using multiple Kernel learning," in 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Phoenix, AZ, USA, Sep. 2016, pp. 1868–1872. doi: 10.1109/ICIP.2016.7532682.
- [155] G. Hinton *et al.*, "Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition: The Shared Views of Four Research Groups," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 29, no. 6, pp. 82–97, Nov. 2012, doi: 10.1109/MSP.2012.2205597.
- [156] P. C. Loizou and A. S. Spanias, "High-performance alphabet recognition," *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, vol. 4, no. 6, pp. 430–445, Nov. 1996, doi: 10.1109/89.544528.
- [157] F. Rosenblatt, "The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain.," *Psychol. Rev.*, vol. 65, no. 6, pp. 386–408, 1958, doi: 10.1037/h0042519.

- [158] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," *Commun. ACM*, vol. 60, no. 6, pp. 84–90, May 2017, doi: 10.1145/3065386.
- [159] "https://fr.wikipedia.org/wiki/Perceptron_multicouche".

RÉSUMÉ

Le secteur de réfrigération consomme environ 17 % de l'électricité totale utilisée dans le monde. Ce pourcentage n'est pas négligeable et nécessite de rendre les systèmes de refroidissement plus efficaces énergétiquement et de réduire leur impact sur l'effet de serre.

En particulier, les fuites de réfrigérant vers l'environnement constituent un problème qui doit être résolu. En effet, elles ont un impact direct et indirect sur l'environnement. Aussi, les fuites imposent des coûts de réparation supplémentaires.

Pour ces raisons, il est très important d'employer des méthodes de détection de fuites fiables, rapides, et qui assurent une détection en temps réel.

Nous avons proposé dans cette thèse de développer un modèle physique qui représente le système de refroidissement. Ce modèle est validé et calé avec des tests expérimentaux. Une fois le modèle validé, il sert comme générateur de données. Ces données seront utilisées en complémentarité aux données acquises en temps réel pour assurer l'apprentissage d'un modèle statistique sur le fonctionnement normal de la machine. Ce modèle d'apprentissage servira ensuite pour détecter les fuites en cas de déviation du fonctionnement normal défini à partir de la mesure de plusieurs paramètres sensibles à la variation de la charge de réfrigérant. Comme le modèle physique de la machine est utilisé comme complément à la machine réelle et non pas pour la remplacer, nous l'appellerons un « jumeau numérique ».

MOTS CLÉS

Réfrigération, Détection de fuites, FDD, Modèle Numérique, Efficacité Energétique, Etude Expérimentale, Transfert de chaleur, Cycle Thermodynamique.

ABSTRACT

The refrigeration sector consumes about 17% of the total electricity used in the world. This percentage is not negligible and requires making cooling systems more energy efficient, and reducing their impact on the greenhouse effect.

In particular, refrigerant leaks are a problem that must be solved. Indeed, they have a direct and indirect impact on the environment. Also, leaks impose additional repair costs.

For these reasons, it is very important to employ reliable and fast leak detection methods that ensure real-time detection.

In this thesis, we have proposed to develop a physical model that represents the cooling system. This model is validated and calibrated with experimental tests. Once the model is validated, it is used as a data generator. These data will be used in addition to the data acquired in real time to ensure the training of a statistical model on the normal operation of the machine. This learning model will then be used to detect leaks in case of deviation from normal operation defined from the measurement of several parameters sensitive to the variation of the refrigerant charge.

As the physical model of the machine is used as a complement to the real machine and not to replace it, we will call it a "digital twin".

KEYWORDS

Refrigeration, Leakage detection, FDD, Numerical model, Energy Efficiency, Experimental Study, Heat transfer, Thermodynamic cycle.