



HAL
open science

Vers le Lean 4.0 : Renforcement du processus décisionnel par les technologies de l'Industrie 4.0

Frédéric Rosin

► To cite this version:

Frédéric Rosin. Vers le Lean 4.0: Renforcement du processus décisionnel par les technologies de l'Industrie 4.0. Automatique / Robotique. HESAM Université, 2022. Français. NNT : 2022HESAE039 . tel-03716434

HAL Id: tel-03716434

<https://pastel.hal.science/tel-03716434>

Submitted on 7 Jul 2022

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.

ÉCOLE DOCTORALE SCIENCES DES MÉTIERS DE L'INGÉNIEUR
[LAMIH UMR CNRS 8201 – Campus de Paris]

THÈSE

présentée par : **Frédéric ROSIN**

pour obtenir le grade de : **Docteur d'HESAM Université**

préparée à : **École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers**

Spécialité : **Génie industriel**

Vers le Lean 4.0 :
Renforcement du processus décisionnel par les
technologies de l'Industrie 4.0

THÈSE dirigée par :

Professeur LAMOURI Samir

co-dirigée par :

Professeur FORGET Pascal

et co-encadrée par :

Professeur PELLERIN Robert

Jury

Mme Zohra CHERFI-BOULANGER, Professeure, UTC

Mme Hind BRIL-EL HAOUZI, Professeure, UL

M Bertrand ROSE, Professeur, Université de Strasbourg

M. Pascal FORGET, Professeur, UQTR

M. Samir LAMOURI, Professeur, Arts et Métiers

M. Gilles PACHE, Professeur, AMU

M. Robert PELLERIN, Professeur, Polytechnique Montréal

M. François REGNIER, Docteur, Académie Lorraine des Sciences

Présidente

Rapporteure

Rapporteur

Examineur

Examineur

Examineur

Examineur

Examineur

À mes trois merveilleux enfants.

.....

Remerciements

Je souhaite remercier en premier lieu les membres de mon jury de thèse pour l'intérêt qu'ils ont porté à celle-ci en acceptant de l'évaluer.

Je tiens à remercier tout particulièrement, Samir LAMOURI, directeur de ces travaux de recherche, pour son soutien indéfectible. Tu as su être présent à chaque fois dans les moments difficiles, m'apportant tes conseils avisés tant d'un point de vue scientifique qu'humain. Merci d'avoir su me convaincre de m'engager dans ce travail qui n'existerait pas si tu n'avais pas été à mes côtés pendant ces trois années pour créer les conditions nécessaires à son aboutissement et à sa réussite.

Mes remerciements appuyés vont bien sûr à Pascal FORGET qui a co-dirigé cette thèse. Ton implication, ta disponibilité et nos discussions de fond ont été déterminantes. La thèse est un exercice tellement personnel qu'il peut être perçu comme trop solitaire. Alors quelle chance de te savoir présent à tout moment pour apporter soutien, avis et conseil avec tellement de gentillesse et de bienveillance.

Je tiens à remercier chaleureusement Robert PELLERIN, qui a co-encadré de ces travaux. Tu m'as permis d'avancer avec méthode, intégrité et rigueur dans mes recherches. Je mesure la chance d'avoir pu bénéficier de tes conseils toujours précis et pertinents qui offrent la sérénité nécessaire pour continuer à avancer dans les périodes de doute.

À l'heure d'écrire ces pages, tant de personnes méritent que je leur adresse mes remerciements les plus sincères qu'il m'est impossible de toutes les citer au risque d'en faire un mémoire à part entière. Alors d'avance merci à tous ceux qui m'ont entouré et ont su m'apporter au quotidien soutien et énergie pour aller de l'avant dans ces travaux. Une pensée très amicale pour Robert CANONNE, qui a porté l'Organisation et la Gestion Industrielle pendant de nombreuses années aux Arts et Métiers et dont nous avons tant appris sur un plan aussi bien humain que professionnel.

Je tiens également à saluer tout particulièrement deux personnes qui ont joué un rôle si singulier qu'ils accepteront bien volontiers que je leur témoigne mon amitié la plus sincère : Florian MAGNANI, un ancien élève devenu collègue et Laurent JOBLOT qui a ouvert la voie vers ce type d'évolution professionnel. Votre soutien a été précieux pour avancer avec sérénité dans cette tranche de vie. Merci à vous d'avoir été si présents, en particulier dans les moments les plus ingrats.

Merci à l'ensemble des experts industriels et académiques qui ont participé à l'enquête Delphi Régnier et aux membres du groupe professionnel « Excellence opérationnelle et supply chain » de l'alumni des Arts et Métiers pour avoir éprouvé le premier questionnaire. Un remerciement tout particulier à Alexandre MOEUF pour ses précieux conseils issus de son expérience dans la conduite de telles enquêtes et pour m'avoir fait profiter de son réseau.

Un grand merci également à mes parents qui pensaient probablement que le temps des études était révolu pour leurs enfants. Ils m'ont donné le goût de l'engagement, de l'investissement de soi, de l'ouverture d'esprit et une réelle appétence pour la culture. Un clin d'œil particulier à ma mère pour certaines relectures ingrates et nos discussions franches et sincères autour de ces sujets dont les portées sociales et éthiques ne peuvent échapper à un esprit pétri d'humanisme.

Enfin, mes pensées vont à mes trois enfants, Julia, Arthur et Anaïs à qui je dédie naturellement cette thèse. Pour votre patience, votre compréhension, votre courage, votre enthousiasme contagieux et votre indéfectible joie de vivre, je tiens à vous remercier du fond du cœur. Comment ne pas penser à vous et au monde que nous allons vous léguer lorsque l'on aborde les sujets traités dans cette thèse. Rendez-vous est pris dans 10, 15, 20 ans, lorsque vous rentrerez dans le monde du travail, Mais d'ici-là, je vous propose plus prosaïquement de partager de belles expériences de vie en famille et toujours plus d'amour.

Résumé

L'Industrie 4.0 est de plus en plus présentée comme un incontournable pour améliorer la productivité et assurer la croissance économique des entreprises manufacturières. D'un autre côté, de nombreuses entreprises ont déjà implanté partiellement ou complètement les principes et outils issus de l'approche Lean. L'intégration de ces deux courants très différents par essence, semble offrir des opportunités importantes pour améliorer les processus opérationnels et décisionnels. Cependant, de nombreux industriels ont des difficultés à déterminer le potentiel de renforcement du processus décisionnel par le biais de ces nouvelles technologies et les répercussions possibles sur l'autonomie des équipes et des systèmes opérationnels. Afin de répondre à ces enjeux, l'objectif de ce travail de recherche mené dans le cadre de cette thèse vise à répondre aux questions suivantes : comment les technologies de l'Industrie 4.0 peuvent renforcer un processus de prise de décision et comment elles peuvent affecter l'autonomie des ressources impliquées ?

Une revue de littérature a permis tout d'abord de mettre en évidence les liens entre les principales technologies de l'Industrie 4.0 et les principes du Lean, avec un accent particulier sur la façon dont certaines technologies de l'Industrie 4.0 améliorent la mise en œuvre des principes Lean, en fonction des niveaux de capacité des technologies. Un modèle de sept types d'autonomie basé la contribution des technologies de l'Industrie 4.0 au renforcement des différentes étapes des processus décisionnels a été proposée. Le modèle contribue à la littérature actuelle sur l'Industrie 4.0 en démontrant clairement comment les technologies 4.0 peuvent améliorer les processus de prise de décision et comment elles affectent l'autonomie des ressources impliquées à un niveau opérationnel. Enfin, une étude Delphi Régnier a été menée auprès d'un panel représentatif de 24 experts. Celle-ci a notamment permis d'identifier et de caractériser le potentiel d'amélioration du processus global de prise de décision avec les principaux groupes de technologies de l'Industrie 4.0.

Cette étude fournit ainsi une caractérisation originale des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean en fonctions des niveaux de capacité visés. D'un point de vue pratique, le modèle proposé peut aider les industriels à établir une feuille de route structurée et cohérente pour le déploiement des technologies de l'Industrie 4.0. Les décideurs peuvent s'appuyer sur ce modèle pour cibler le type d'autonomie qu'ils souhaitent voir confier aux équipes opérationnelles. L'objectif est d'améliorer la réactivité du système de production face aux problèmes et opportunités rencontrés sur le terrain. Cette étude offre également une première vision, des perspectives, des attentes et des risques associés à la mise en œuvre de nouveaux modes de prise de décision et de cyberautonomie soutenus par les technologies de l'Industrie 4.0.

Mots-clés : Industrie 4.0 ; Lean; prise de décision ; cyber-physical production systems (CPPS); human-cyber-physical systems (HCPS); autonomie

Abstract

Industry 4.0 practices are increasingly adopted as a necessity to improve productivity and ensure economic growth for manufacturing companies. However, many companies have already partially or completely implemented Lean manufacturing principles and tools. Integrating these two inherently different approaches appears to offer significant opportunities to improve operational and decision-making processes. However, many manufacturers struggle to determine the potential for enhanced decision-making through these new technologies and the potential impact on team autonomy and operational systems. To address these issues, the objective of the research work conducted in this thesis aims to answer the following questions: how can Industry 4.0 technologies enhance a decision-making process, and how can they affect the autonomy of the resources involved?

A literature review first highlighted the links between key Industry 4.0 technologies and Lean principles, with a particular focus on how certain Industry 4.0 technologies enhance the implementation of Lean principles, depending on the technologies' capability level. A model of seven types of autonomy based on the contribution of Industry 4.0 technologies to enhance the different steps of decision-making processes was proposed. The model contributes to the current literature on Industry 4.0 by clearly demonstrating how 4.0 technologies can enhance decision-making processes and how they affect the autonomy of the resources involved at an operational level. Finally, a Delphi Régnier study was conducted with a representative panel of 24 experts. This study allowed us to identify and characterize the potential for enhancing the overall decision-making process with the main Industry 4.0 groups of technologies.

This study thus provides an original characterization of the impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles according to the targeted capability levels. From a practical point of view, the proposed model can help industrials establish a structured and coherent roadmap for the deployment of Industry 4.0 technologies. Decision-makers can use this model to target the type of autonomy they wish to see entrusted to operational teams to improve the production system's responsiveness to problems and opportunities encountered in the field. This study also provides a first vision of the manager's perspectives, expectations, and risks associated with implementing new modes of decision-making and cyber-autonomy supported by Industry 4.0 technologies.

Key words: Industry 4.0; Lean; decision-making; cyber-physical production systems (CPPS); human-cyber-physical systems (HCPS); autonomy

Table des matières

Remerciements	5
Résumé	7
Abstract	8
Table des matières	9
Liste des figures & illustrations	13
Liste des tableaux	15
Liste des Annexes	15
Liste des sigles et des abréviations	16
Notes sur la langue et le formatage de cette thèse	17
Introduction	18
Chapitre 1. Démarche de recherche	27
1.1 Démarche générale et objectifs de recherche	27
1.2 Méthodologie utilisée pour mener la revue de littérature sur le Lean et l'Industrie 4.0 (Article 1) 29	
1.3 Méthodologie de conception et de prévalidation du modèle proposé (Article 2).....	30
1.3.1 Conception du modèle proposé	31
1.3.2 Prévalidation du modèle proposé	33
1.4 Méthodologie : Enquête Delphi-Régnier (Article 3)	33
1.4.1 La méthode Delphi	35
1.4.2 Abaque Régnier	36
1.4.3 Sélection des experts	36
1.4.4 Création de l'enquête	38
1.4.5 Structure de l'itération.....	40
1.5 Conclusion	41
Chapitre 2. Impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes du Lean (Article 1) 43	
Résumé	43
Abstract	43
2.1 Introduction	44

2.2	Literature review.....	45
2.3	Methodology.....	47
2.3.1	Lean management and principles	48
2.3.2	Industry 4.0	48
2.3.3	Industry 4.0 technology capability levels	50
2.3.4	Literature search methodology.....	51
2.4	Results	52
2.4.1	Just-in-Time	52
2.4.2	Jidoka.....	57
2.4.3	Waste reduction.....	58
2.4.4	People and Teamwork.....	58
2.4.5	Foundations.....	59
2.5	Discussion and research perspectives	61
	Conclusion.....	63
	References	64
	Appendix 1	73
	Chapitre 3. Modèle de type d'autonomie et renforcement du processus décisionnel par les technologies de l'Industrie 4.0 (Article 2).....	74
	Résumé.....	74
	Abstract	74
3.1	Introduction	75
3.2	Literature review.....	76
3.3	Decision-making model in Industry 4.0 operational context.....	79
3.3.1	Decision-making process	79
3.3.2	Industry 4.0 decision-making support model	80
3.4	Model validation.....	87
3.5	Conclusion and future developments.....	90
	References	91
	Chapitre 4. Amélioration du processus décisionnel grâce aux technologies de l'Industrie 4.0 (Article 3)	100
	Résumé.....	100
	Abstract	100
4.1	Introduction	101
4.2	Literature Review	104

4.3	Research Method	108
4.3.1	The Delphi Method	108
4.3.2	The Régnier Abacus	109
4.3.3	Selection of Experts	110
4.3.4	Survey Creation.....	111
4.3.5	Iteration Structure.....	114
4.4	Findings and Discussion	115
4.4.1	Autonomy 4.0.....	116
4.4.2	Decision-Making Process 4.0: Managers' Expectations	118
4.4.3	Decision Process 4.0 and Level of Integration of Industry 4.0 Principles	120
4.4.4	Enhancement of the Decision-Making Process through Industry 4.0 Technologies.....	122
4.4.4.1	Contribution of Industry 4.0 Technologies to Enhance the Decision-Making Process	124
4.4.4.2	Enhancement of the Steps of the Decision-Making Process	126
4.5	Research Results, Limitations, and Perspectives.....	129
4.5.1	Main Results	129
4.5.2	Limitations	132
4.5.3	Research Perspectives	133
4.6	Conclusions	134
	Appendix A. First Questionnaire Statements with Their Vote's Distribution	135
	Appendix B. Second Questionnaire Statements with Their Vote's Distribution	139
	Appendix C. Items Matrix of the First Questionnaire (First Round)	142
	Appendix D. Items Matrix of the Second Questionnaire (Second Round)	143
	References	144
	Chapitre 5. Discussion générale et conclusion	155
5.1	Discussion autour des résultats obtenus	155
5.1.1	Conclusions de la revue de littérature	155
5.1.2	Discussion autour du modèle proposé.....	158
5.1.3	Discussion autour des résultats de l'enquête Delphi Régnier	160
5.2	Les limites.....	164
5.3	Perspectives	166
5.3.1	Renforcement du processus de décision par les technologies de l'Industrie 4.0 et autonomie au travail	167
5.3.2	Répercussions induites sur les différents principes du Lean	170
	Conclusion.....	174
	Liste des publications	176
	Bibliographie.....	177

Annexe 1 - Niveaux de capacité des technologies de l'Industrie 4.0 (Porter & Heppelmann, 2014).....	203
Annexe 2 – Synthèse de la littérature sur Lean et Industrie 4.0	205
Annexe 3 – Synthèse sur Industrie 4.0 et processus de prise de décision.....	209

Liste des figures & illustrations

Figure 1 : Valeurs et principes managériaux du système Toyota (Toyota Way) (adapté de (Liker & Hoseus, 2008).....	18
Figure 2 : Maison du Lean (traduit de (Liker, 2004)	19
Figure 3 : Les 9 technologies qui transforment la production industrielle selon le BCG (traduit de Rüßmann et al., 2015)	21
Figure 4 : Summary of occurrences	60
Figure 5 : Proposed decision-making process in an operational context	79
Figure 6 : Model of types of autonomy: an Industry 4.0 decision-making support model.....	82
Figure 7 : Enhanced steps in the Cyber Monitoring type.....	83
Figure 8 : Enhanced steps in the Cyber Search type	83
Figure 9 : Enhanced steps in the Standard Decision Support type.....	84
Figure 10 : Enhanced steps in the Cyber Control type.....	85
Figure 11 : Enhanced steps in the Cyber Design type.....	86
Figure 12 : Enhanced steps in the Customized Decision Support type.....	86
Figure 13 : Enhanced steps in the Cyber Autonomy type.....	87
Figure 14 : Proposed decision-making process in an operational context [87].	112
Figure 15 : Ten technology groups proposed by Danjou et al. [27].....	112
Figure 16 : Synthesis of answers to items R1-I21 to R1-I27 and R2-I24 to R2-I26.....	123
Figure 17 : Contributions of Industry 4.0 technologies to decision-process enhancement that are in consensus or under debate.....	130
Figure 18 : Risque de déséquilibre du Lean induit par le déploiement actuel des technologies de l'Industrie 4.0	157
Figure 19 : Renforcement des étapes du processus de décision selon le type d'autonomie ..	158

Figure 20 : Capacités managériales du pilotage de système issues de (source: Porter & Heppelmann, 2014)	203
Figure 21 : Répartition du nombre d'articles portant sur Lean et Industry 4.0 recensés dans la base de données Scopus	205
Figure 22 : Résumé des dimensions et défis en matière de Lean et des solutions fournis par Industrie 4.0 (source :Sanders et al., 2016)	207
Figure 23 : Modèle de recherche sur l'usine intelligente proposé par Osterrieder et al. (2020) (source : Osterrieder et al. (2020)).....	209
Figure 24 : Typologie d'opérateur 4.0 (source : Romero et al., 2016).....	210
Figure 25 : Architecture d'usine sociale (Social factory) de haut niveau basée sur un système multiagents adaptatif, collaboratif et intelligent (source : Romero et al., 2017).....	211
Figure 26 : Trois variantes du modèle Recognition-Primed Decision (RPD) (source : G. A. Klein, 2017).....	213
Figure 27 : Le modèle de l'échelle de décision. (source : Naikar (2010), adapté de Rasmussen & Goodstein (1987))	214

Liste des tableaux

Table 1. Capability levels of Industry 4.0 technologies impacting Lean principles	55
Table 2 : Search results in each database.	73
Table 3 : Distribution of the use cases on the different types of autonomy	89
Tableau 4 : Répartition des 41 cas d'études issus de la littérature sur les 7 Types d'autonomie	159
Tableau 5 : Classement comparatif du potentiel vs attentes de managers en terme de renforcement des étapes du processus de décision par les technologies de l'Industrie 4.0 (issu de Rosin et al., 2022)	163

Liste des Annexes

Annexe 1 - Niveaux de capacité des technologies de l'Industrie 4.0 (Porter & Heppelmann, 2014).....	203
Annexe 2 – Synthèse de la littérature sur Lean et Industrie 4.0.....	205
Annexe 3 – Synthèse sur Industrie 4.0 et processus de prise de décision.....	209

Liste des sigles et des abréviations

BDI : *Beliefs-Desire-Intention*

CEFRIO : *Centre facilitant la recherche et l'innovation dans les organisations (précédemment Centre Francophone d'information des organisations)*

CPS : *Cyber-Physical Systems*

CPPS : *Cyber-Physical Production Systems*

DMN : *Decision Model and Notation*

HCPS : *Human–Cyber–Physical Systems*

IA: *Intelligence Artificielle (AI en anglais)*

IoT: *Internet of Things*

NDM : *Naturalistic Decision Making*

NIST : *National Institute of Standards and Technology*

OMG : *Object Management Group*

TPM : *Total Productive Maintenance*

TPS : *Toyota Production System*

Notes sur la langue et le formatage de cette thèse

Langage

Cette thèse a été rédigée en français ; toutefois, le contexte de la recherche sur le Lean, l'Industrie 4.0 et le modèle de prise de décision étant largement international, la grande majorité de la bibliographie de cette thèse est en langue anglaise, et beaucoup de concepts afférents ont été originellement énoncés en anglais.

Afin de faciliter la lecture, notamment pour les chercheurs et professionnels de ces sujets, certains mots sont donc, à dessein, restés en langue anglaise, puisque couramment utilisés comme tels dans la littérature scientifique et en entreprise.

Introduction

Issues de l'analyse du Toyota Production System (TPS) menée depuis la fin des « 30 glorieuses » en réponse à la crise de rentabilité rencontrée par les entreprises occidentales à cette époque (Krafcik, 1988; Womack et al., 1991), les approches d'excellence opérationnelle (ou Lean manufacturing) sont aujourd'hui très largement répandues dans le secteur industriel. Elles répondent en premier lieu au besoin des entreprises de renforcer leur compétitivité en se focalisant sur la valeur ajoutée attendue par le client et en améliorant l'efficacité de leur processus industriel.

Fujio Cho, président de Toyota de 1999 à 2005, a proposé un modèle qui clarifie les valeurs du modèle Toyota (Toyota Motor Corporation - TMC, 2001) à travers un document interne : The Toyota Way (Coetzee et al., 2016; Liker & Hoseus, 2008). Celui-ci a pour vocation de représenter un idéal et un repère directeur exprimant les croyances et les valeurs partagées par tous ceux qui appartiennent à l'organisation globale Toyota. Il repose sur 2 piliers essentiels qui sont l'amélioration continue et le respect de la personne. L'ex-président de Toyota, Watanabe, interviewé par Stewart & Raman (2007), réaffirme l'importance de ces deux principaux piliers du Toyota Way.

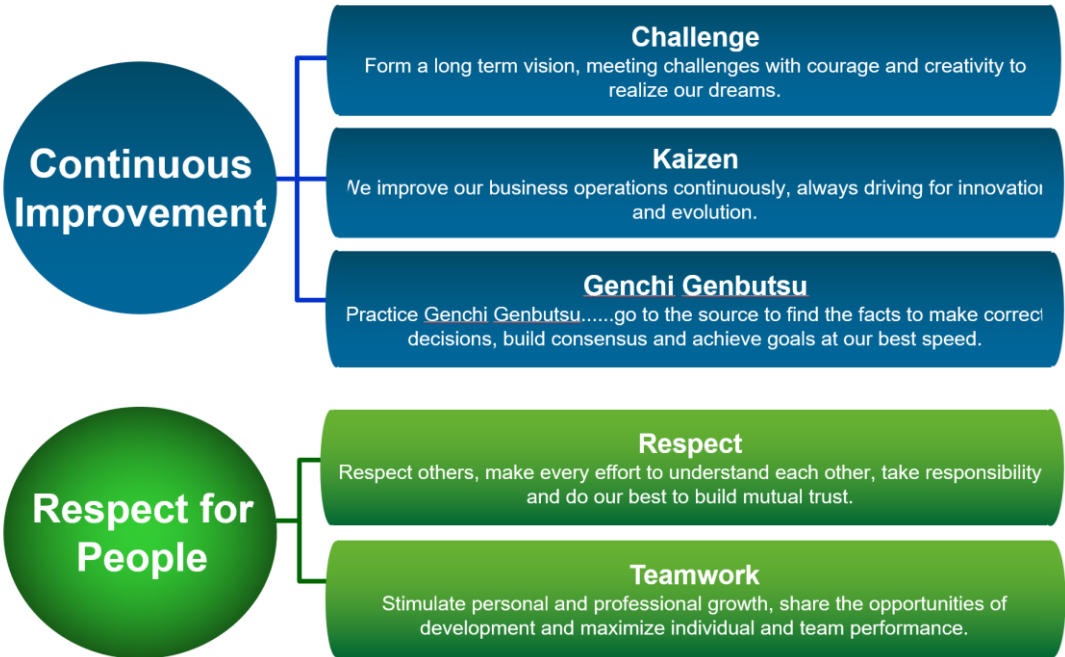


Figure 1 : Valeurs et principes managériaux du système Toyota (Toyota Way)
(adapté de (Liker & Hoseus, 2008))

Une vision du Lean est proposée par Liker (2004) dans sa maison du Lean (plus précisément, la maison du TPS). L'atteinte des objectifs de qualité, de coûts, de réduction de temps de cycle, de sécurité et de motivation du personnel passe par un ensemble de principes et d'outils, dont le juste à temps, le jidoka, les employés et le travail d'équipe, la réduction des gaspillages et l'amélioration continue.

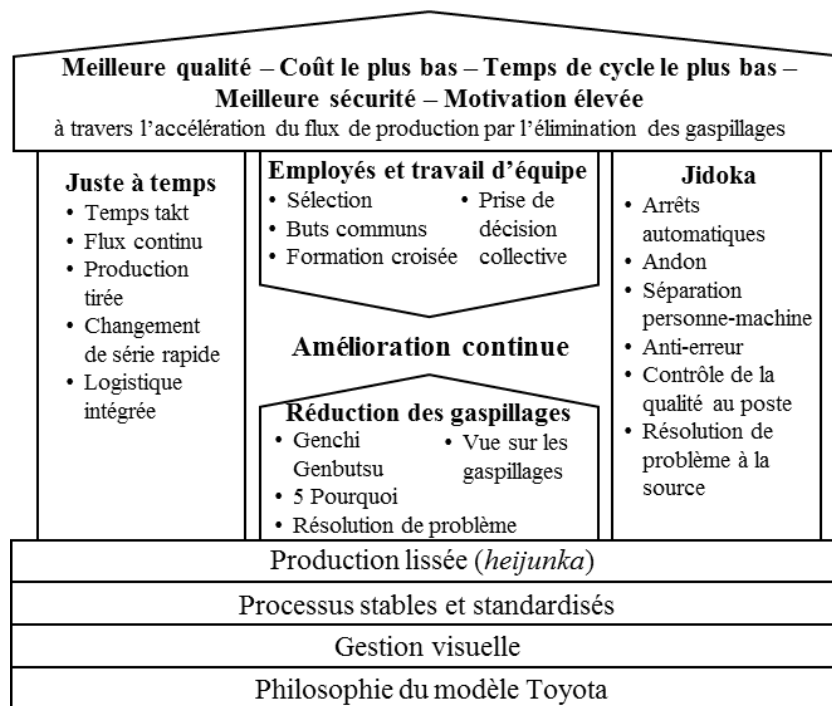


Figure 2 : Maison du Lean (traduit de (Liker, 2004))

Dans la maison TPS de (Liker, 2004), nous trouvons à sa base les principes qui constituent l'essence du travail et qui doivent être trouvés dans tous les processus de travail, à savoir la philosophie du modèle Toyota (y compris la vision à long terme, le respect des personnes et l'apprentissage continu), la gestion visuelle, l'utilisation de processus stables et standardisés et une production fluide (heijunka). Le premier pilier représente le Just-in-time, c'est-à-dire produire exactement ce qui est nécessaire lorsque l'utilisateur (poste de travail ou client) en a besoin. Le deuxième pilier est le Jidoka, ce qui signifie construire la qualité dans le produit en détectant les anomalies dans le processus. Au centre se trouvent les principes d'amélioration continue, y compris les employés et le travail d'équipe, ainsi que la réduction des gaspillages (Muda). Enfin, au sommet se trouvent les objectifs d'une meilleure qualité, des coûts les plus

bas possibles, du temps de cycle le plus bas, de la meilleure sécurité pour les employés et d'une motivation élevée des employés.

Le Lean a d'abord été décrit comme un système de production mettant l'accent sur la réduction des gaspillages et reposant sur les deux piliers décrits dans la maison du Lean (Liker, 2004) que sont le juste à temps et le Jidoka (autonomation). Mais les premiers échecs dans le déploiement de ces démarches ont conduit à prendre conscience de l'importance capitale jouée par l'amélioration continue (Liker & Franz, 2011) et la prise en compte de la dimension humaine (Liker & Hoseus, 2008), principes structurant le Toyota Way.

Face aux enjeux d'augmentation de la productivité, de la rentabilité et de la personnalisation de masse, de nombreuses entreprises ont déjà implanté tout ou partie des principes associés au Lean. Cependant, bien que largement considérée comme une philosophie d'amélioration organisationnelle éprouvée, le taux de réussite de mise en œuvre des démarches Lean dans l'industrie reste relativement faible (Coetzee et al., 2016). La négligence des aspects humains est souvent citée comme la principale raison de cet état de fait, malgré l'accent clairement mis sur ces aspects par les créateurs de la philosophie allégée. Plus récemment, un changement de paradigme technologique semble s'opérer dans les entreprises manufacturières : l'Industrie 4.0. Poussée par différents gouvernements sous différents noms (L'Industrie du Futur en France, Smart Industry aux Etats-Unis, Industry 4.0 en Allemagne, Made in China 2025 en Chine), ces programmes visent à développer une production intelligente dans le cadre d'un nouveau cycle de révolution scientifique et technologique (Zhuang et al., 2018).

Le concept d'Industrie 4.0 a été présenté pour la première fois lors la foire de Hanovre en 2011 (Salon de la technologie industrielle). L'Industrie 4.0 et ses technologies associées sont de plus en plus présentées comme essentielles à l'amélioration de la productivité des entreprises manufacturières. En se concentrant sur la communication instantanée entre les machines et les objets, il est possible de rendre les systèmes de fabrication plus flexibles aux changements de produits et plus réactifs aux événements inattendus. Bien qu'un consensus sur la définition de l'Industrie 4.0 n'ait pas encore été atteint (il existe plus de 100 définitions différentes du concept, selon Moeuf et al. (2017), certaines définitions ont été proposées. Le CEFRIO (Beaudoin et al., 2016) soutient que l'Industrie 4.0 est un ensemble d'initiatives visant à améliorer les processus, les produits et les services qui permettent des décisions décentralisées basées sur l'acquisition de données en temps réel. Selon (Buer et al., 2018), l'Industrie 4.0 se caractérise par l'utilisation de produits et de processus intelligents, permettant une collecte et une analyse autonome des données, et une interaction entre les produits, les processus, les

fournisseurs et les clients sur Internet. Kohler & Weisz (2016) décrivent l'Industrie 4.0 comme une nouvelle approche du contrôle de la production en fournissant une synchronisation en temps réel des flux et en permettant une production unitaire et personnalisée. Selon le National Institute of Standards and Technology (NIST) (Lu et al., 2016), la fabrication intelligente est entièrement intégrée, collaborative, répond en temps réel aux changements dans l'usine, dans le réseau d'approvisionnement et en fonction des besoins des clients. Parmi toutes les définitions, les mots-clés les plus courants sont la communication, la flexibilité et le temps réel. Les technologies de l'Industrie 4.0 sont le moyen de mettre en œuvre les principes de communication, de flexibilité et de temps réel.

Comme il n'existe pas de définition unique du concept d'Industrie 4.0, les technologies associées ne sont pas non plus identifiées de manière définitive. Rüßmann et al. (2015) du Boston Consulting Group ont identifié neuf technologies principales associées à l'Industrie 4.0 : les robots autonomes, la simulation, l'intégration horizontale et verticale des systèmes, l'Internet des objets, le cloud, la fabrication additive, la réalité augmentée, le Big Data et la cybersécurité. Chacune des technologies proposées dans le concept d'Industrie 4.0 améliore plusieurs aspects de la production, notamment la planification des opérations, la maintenance des équipements et la gestion des stocks.

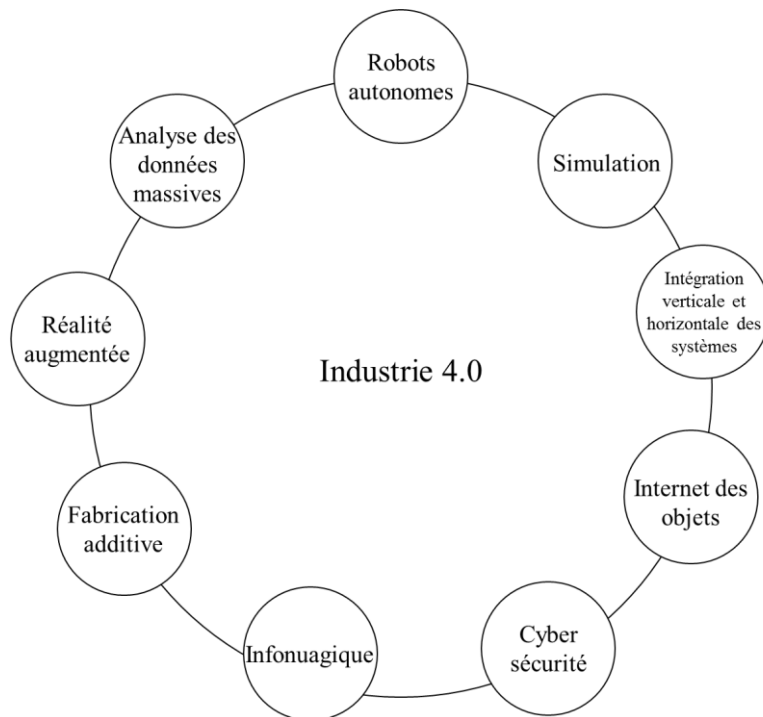


Figure 3 : Les 9 technologies qui transforment la production industrielle selon le BCG (traduit de Rüßmann et al., 2015)

Les défis associés au Lean apparaissent aujourd'hui moins technologiques qu'humains, puisque la forme la plus pure de l'approche Lean est exempte de technologies de l'information (Buer et al., 2018). Le concept d'Industrie 4.0 repose quant à lui sur l'implantation des plus récentes technologies et des algorithmes (dits intelligents) d'information et de communication.

Présentée comme un incontournable pour survivre dans la nouvelle économie et porteuse de promesses d'augmentation de la productivité, de la rentabilité et de la personnalisation de masse, l'Industrie 4.0 nécessite des connaissances et des compétences pointues pour adapter ou remplacer les modèles manufacturiers existants dans les entreprises. Cependant dans ce contexte, des questions émergent rapidement : les entreprises devraient-elles prioriser les technologies de l'Industrie 4.0, où l'accent est mis sur l'intégration de systèmes cyberphysiques qui communiquent entre eux et qui optimisent la planification des opérations ? Ou devrait-elle plutôt prioriser l'implantation des principes Lean en créant une culture d'entreprise où les employés cherchent à réduire les gaspillages et rendre les processus plus efficaces ?

La littérature actuelle présente principalement deux visions qui résument les liens entre le Lean management et l'Industrie 4.0 :

- Le Lean est une base nécessaire pour l'Industrie 4.0 (par exemple Kolberg & Zühlke, 2015 ; Mayr et al., 2018 ; Prinz et al., 2018) ; et
- L'Industrie 4.0 améliore l'efficacité du Lean (par exemple Anthony, 2017 ; Buer et al., 2018 ; Dombrowski et al., 2017 ; Eleftheriadis & Myklebust, 2016 ; Khanchanapong et al., 2014 ; Leyh et al., 2017 ; Mayr et al., 2018 ; Netland, 2015 ; Sanders et al., 2016 ; Wagner et al., 2017).

Que ce soit pour appuyer ou compléter l'approche Lean, il semble y avoir un intérêt certain à combiner les deux approches. Cependant, les deux courants sont très différents et ne mettent pas l'accent sur les mêmes aspects. Ainsi, quels sont les changements à apporter en priorité ? Dans quel ordre devrait être effectuée une implantation de type Industrie 4.0, selon le niveau d'implantation Lean actuel ? Parmi toutes les technologies disponibles de l'Industrie 4.0, lesquelles devraient être choisies ? Jusqu'à maintenant, peu d'auteurs ont étudié quelle influence l'Industrie 4.0 peut avoir sur les pratiques issues de la gestion Lean et comment la gestion Lean peut influencer l'utilisation des outils issus de l'Industrie 4.0.

Plusieurs travaux ont mis en évidence le rôle central de la dimension humaine dans l'adoption du Lean (Magnani et al., 2019) qui doit être considéré comme un modèle d'organisation du

travail où le travailleur assume une position de penseur¹ (Alves et al., 2012), cherchant continuellement l'amélioration et la réduction des gaspillages. Selon l'ex-président de Toyota Katsuaki Watanabe interviewé par Stewart & Raman, 2007 c'est parce que de nombreuses personnes chez Toyota prennent chaque jour des centaines de petites décisions pour améliorer les choses qu'il est possible d'assurer une amélioration constante à un rythme rapide. Soulignant que les leviers de l'Industrie 4.0 ne pourraient pas s'affranchir de la mise en œuvre préalable des basiques du Lean pour assurer des fondations solides et leur mise en œuvre efficace, Vinardi (2019) met en évidence l'importance d'adopter une approche simultanée du Lean, de l'Industrie 4.0 et des dimensions culturelles² dans l'établissement des feuilles de route conduisant au déploiement de l'Industrie 4.0.

Cependant, les entreprises se sont souvent concentrées sur l'introduction des technologies de l'Industrie 4.0 dans le but d'accroître leur rentabilité et leur productivité, mais parfois en négligeant la dimension humaine. Si celle-ci se trouve impactée par le déploiement de ces nouvelles technologies, il s'avère qu'elle impacte aussi ces démarches en retour. Cette rétroaction s'avère vertueuse lorsque l'introduction de ces technologies conduit à une amélioration dans l'exécution des opérations tout en apportant un support attendu et adapté aux hommes dans la réalisation des activités dont ils ont la responsabilité. C'est également le cas lorsqu'il s'agit de prendre des décisions dans un contexte opérationnel. Bien que des avantages puissent en découler (Eslami et al., 2021), ils ne semblent être maximisés que si de multiples ajustements organisationnels sont intégrés, en particulier ceux liés aux capacités dynamiques et aux facteurs humains (Dalenogare et al., 2018). Dans la pratique, ces ajustements sont rarement étudiés ou considérés dans leur ensemble.

¹ Selon Teruyuki Minoura un ancien Directeur général des achats monde de Toyota (Minoura, 2003) le « T » de TPS signifie aussi « Thinking » et le TPS correspond réellement à une stratégie gagnante reposant sur le développement des personnes dans un environnement manufacturier mondial

² Vinardi (2019) reprend ici les trois types de cultures coexistent au sein du monde professionnel selon Trompenaars & Hampden-Turner (2008) :

- La culture de la nation : liée aux pays, à la région (selon la taille).
- La culture de l'entreprise : liée à sa vocation publique ou privée, au type d'actionnariat, à son ancienneté, à sa taille...
- La culture de la fonction/métier : liée à l'activité par exemple travailler en production, au sein d'une entité commerciale ou encore d'un centre de recherche ; liée à la nature de l'activité comme être opérateur, employé, dirigeant, technicien, ingénieur ou encore commercial.

Afin de cerner et de comprendre les ajustements à réaliser permettant la mise sous contrôle des bénéfices apportés par les technologies, il apparaît important d'étudier la relation existante entre ces dernières et leur utilité en vue d'améliorer le processus de prise de décision. Se pose notamment la question de savoir si ces technologies à l'interface entre l'homme et l'outil industriel renforcent l'autonomisation des collaborateurs et facilitent les interactions entre collaborateurs et superviseurs. Ces considérations deviennent de plus en plus prégnantes au point que l'Industrie 4.0 laisserait déjà la place à l'Industrie 5.0 (Maddikunta et al., 2022).

L'Industrie 4.0 est considérée comme essentiellement axée sur la technologie alors que le concept d'Industrie 5.0, annoncé par la Commission européenne, est axé sur les valeurs, avec trois valeurs fondamentales interconnectées : le centrage sur l'humain, la durabilité et la résilience (European Commission. Directorate General for Research and Innovation., 2021). Dans ce contexte, un environnement de travail sûr et inclusif doit être créé pour, entre autres, donner la priorité à l'autonomie, qui est considérée comme l'un des droits fondamentaux des travailleurs (Nahavandi, 2019 ; Paschek et al., 2019 ; Xu et al., 2021). Il est à noter que de nombreux penseurs ou observateurs considèrent que la principale caractéristique de l'Industrie 5.0 est de ramener la touche humaine au centre de la prise de décision grâce à la collaboration entre les humains et les machines. Dans ce contexte, il semble que les questions de responsabilisation et d'autonomie (c.-à-d. autonomisation) dans la prise de décision par les humains assistés par les nouvelles technologies deviendront primordiales à l'avenir (Kumar et al., 2021).

Ce changement de paradigme conduit les organisations manufacturières à revoir leurs stratégies et à éventuellement examiner si leur stratégie Lean précédente doit être adaptée ou reconsidérée à l'aune des possibilités offertes par les technologies de l'Industrie 4.0. A l'avenir, les organisations pourraient-elles continuer à gérer la production Lean en tirant parti des technologies de l'Industrie 4.0 pour soutenir les principes Lean déjà en place ? Alternativement, les organisations devraient-elles changer, légèrement ou radicalement, les pratiques mises en place dans le cadre du Lean management ? La combinaison de ces évolutions associées au Lean et à l'Industrie 4.0 a donné récemment naissance au sein de la littérature, à des termes tels que lean 4.0, lean automation, smart lean manufacturing ou lean industry 4.0 (Mayr et al., 2018; Valamede & Akkari, 2020).

Dans ce contexte, le travail de recherche engagé dans le cadre de cette thèse cible certains problèmes qui restent aujourd'hui inexplorés et notamment :

- Préciser les relations entre les technologies de l'Industrie 4.0 et les principes Lean ; et
- Structurer une feuille de route de déploiement de l'Industrie 4.0 autour de l'amélioration des prises de décisions par l'utilisation des nouvelles technologies

Afin de répondre à cette problématique industrielle et aux enjeux associés, ce mémoire de thèse a été structuré comme suit :

- Le Chapitre 1 présente la démarche de recherche employée et introduit la méthodologie générale utilisée ainsi que les objectifs spécifiques visés. Par la suite, des sections dédiées détaillent pour chaque article les aspects méthodologiques utilisés ;
- Le Chapitre 2 présente le premier article publié qui s'appuie sur une revue de la littérature. Celle-ci a notamment permis de préciser le positionnement de la recherche effectuée vis-à-vis des travaux précédents dans les domaines du Lean et de l'Industrie 4.0 avec un point de focalisation particulier porté sur le lien avec le processus de prise de décision. En outre, cette étude met en évidence les liens entre les principales technologies de l'Industrie 4.0 et les principes du Lean, avec un accent particulier sur la façon dont certaines technologies de l'Industrie 4.0 améliorent la mise en œuvre des principes Lean, en fonction des niveaux de capacité des technologies. Cette étude fournit ainsi une caractérisation originale des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean en fonction des niveaux de capacité visés ;
- Le Chapitre 3 présente le 2^e article publié et le modèle proposé dans le cadre de ce travail de recherche et sa prévalidation. Celui-ci décrit différents types d'autonomie et la contribution des technologies de l'Industrie 4.0 au renforcement des différentes étapes des processus décisionnels ;
- Le Chapitre 4 revient sur le 3^e article publié qui repose sur une étude Delphi Régnier menée auprès d'un panel représentatif de 24 experts. Cette étude a notamment permis d'identifier et de caractériser le potentiel d'amélioration du processus global de prise de décision avec les principaux groupes de technologies de l'Industrie 4.0. Cette étude offre également une première vision sur les perspectives et les attentes des managers sur de nouveaux modes de prise de décision et de cyberautonomie soutenus par les technologies de l'Industrie 4.0, ainsi que sur les risques associés à leur mise en œuvre ;
- Le Chapitre 5 donne lieu à une discussion générale au regard des principales contributions, limites et perspectives associées à ce travail de recherche ; et

- La conclusion clôture ce travail en exposant des pistes de travail futures et les développements engagés dans le prolongement de cette thèse.

Chapitre 1. Démarche de recherche

Ce chapitre présente la démarche méthodologique mobilisée afin de traiter la problématique industrielle présentée en introduction. La première section présente la méthodologie générale employée et décrit les objectifs spécifiques visés dans le cadre de cette thèse. Elle met aussi en lumière les relations des différents articles entre eux et précise les liens avec les objectifs spécifiques. Par la suite, les sections 1.2 à 1.4 détaillent pour chaque article les aspects méthodologiques utilisés.

1.1 Démarche générale et objectifs de recherche

Ce travail de recherche vise à en mettre en évidence les liens entre les principes et outils proposés par l'Industrie 4.0 et ceux proposés par l'approche Lean management, avec un accent particulier sur la façon dont certaines technologies de l'Industrie 4.0 améliorent la mise en œuvre des principes Lean, en fonction des niveaux de capacité des technologies. L'amélioration des processus décisionnels est une préoccupation récurrente et un objectif primordial dans le déploiement des technologies de l'Industrie 4.0 (Jardim-Goncalves et al., 2017 ; Osterrieder et al., 2020 ; Zhou et al., 2018). Plusieurs recherches se concentrent sur la prise de décision basée sur les données de production pour la conception, l'ordonnancement, la planification et le contrôle des processus (Osterrieder et al., 2020). Différents types d'autonomie du système de production sont possibles et sont déterminés par les étapes du processus de prise de décision qui sont (ou ne sont pas) améliorées. La difficulté de détecter des situations anormales ou des opportunités d'amélioration du système actuel dépend de la complexité de l'information intégrée, du nombre de solutions possibles et de l'intérêt des managers pour l'autonomisation des systèmes de production. Cependant, aucune recherche antérieure n'illustre clairement **comment les technologies de l'Industrie 4.0 peuvent améliorer un processus de prise de décision et comment elles peuvent affecter l'autonomie des ressources impliquées**. Ce travail de recherche aborde cette question en analysant l'impact des technologies de l'Industrie 4.0 sur la prise de décision dans les systèmes de production au niveau du poste de travail et en proposant un modèle de processus décisionnel décrivant différents types d'autonomie.

Pour répondre à ces questions de recherche, plusieurs objectifs spécifiques doivent être atteints :

- **OS1 : Fournir** une caractérisation des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean en fonction des niveaux de capacité ciblés ;
- **OS2 : Proposer** un modèle de processus décisionnel renforcé par les groupes technologiques de l'Industrie 4.0 et décrivant différents types d'autonomie ;
- **OS3 : Valider** ce modèle en le confrontant à un ensemble de cas d'application tirés de la littérature et aux critiques d'un panel d'experts ;
- **OS4 : identifier** la contribution de l'ensemble des groupes technologiques de l'Industrie 4.0 à l'amélioration du processus de prise de décision dans un contexte opérationnel ; et
- **OS5 : Préciser** l'impact sur l'évolution de l'autonomie des équipes et des systèmes opérationnels de l'amélioration du processus décisionnel par les technologies de l'Industrie 4.0

Les articles sur lesquels s'appuie cette thèse sont les suivants :

- Article 1 : Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., Pellerin, R. (2020). "Impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles". *International Journal of Production Research (IJPR)*, 58(6), 1644-1661. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1672902>;
- Article 2 : Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., Pellerin, R. (2021). "Impact of Industry 4.0 on decision-making in an operational context". *Advances in Production Engineering & Management (APEM)*, 16(4), 500–514. <https://doi.org/10.14743/apem2021.4.416>; et
- Article 3 : Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., Pellerin, R. (2022). "Enhancing the decision-making process through Industry 4.0 technologies", *Sustainability*, 14(1), 461. <https://doi.org/10.3390/su14010461>.

L'article 1 fait une revue de la littérature sur les liens entre le Lean management et l'Industrie 4.0. Cet article propose une caractérisation des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean en fonction des niveaux de capacité ciblés (OS1). Cet article constitue aussi une exploration préliminaire permettant de conforter l'orientation donnée à la suite du travail de recherche autour du renforcement du processus de décision par les technologies de l'Industrie 4.0 (notamment OS2). Les articles 2 présentent un modèle de processus décisionnel renforcé par les groupes technologiques de l'Industrie 4.0 et décrivant différents types d'autonomie (OS2) ainsi qu'une prévalidation de ce modèle en le confrontant

à un ensemble de cas d'application tirés de la littérature (OS3). L'article 3 se place dans la lignée de l'article précédent en confrontant le modèle proposé aux critiques d'un panel d'experts (OS3), avec pour apport majeur, l'identification de la contribution de l'ensemble des groupes technologiques de l'Industrie 4.0 à l'amélioration du processus de prise de décision dans un contexte opérationnel (OS4). Ce travail offre aussi une première vision des perspectives, attentes et risques associés à la mise en œuvre de nouveaux modes de cyberautonomie supportés par les technologies 4.0 (OS5).

Les sections suivantes présentent la synthèse de chacun de ces articles que le lecteur trouvera dans les chapitres suivants.

1.2 Méthodologie utilisée pour mener la revue de littérature sur le Lean et l'Industrie 4.0 (Article 1)

L'objectif de ce premier travail est de proposer une caractérisation des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean en fonction des niveaux de capacité ciblés. La méthodologie utilisée dans cette recherche pour classer les travaux est basée sur trois dimensions :

- les principes Lean selon (Liker, 2004) (cf. Figure 2) ;
- les technologies industrielles 4.0 selon Rüßmann et al. (2015) (cf. Figure 3) ; et
- les niveaux de capacité selon (Porter & Heppelmann, 2014) (cf. Annexe 1, p.203).

Ce travail est basé sur une analyse documentaire approfondie de la relation entre l'Industrie 4.0 et les concepts de production Lean. La recherche documentaire pour ce travail a été effectuée dans les bases de données SCOPUS et Google Scholar avec les champs de recherche suivants : Industrie 4.0 OU Industrie 4.0 OU Smart Industry AND Lean ; robots autonomes ET Lean ; robots collaboratifs ET Lean ; cobots ET Lean ; simulation ET Lean ; communication de machine à machine ET Lean ; Internet des objets ET Lean ; cybersécurité ET Lean ; cloud ET Lean ; intégration du système ET Lean ; réalité augmentée OU réalité virtuelle ET Lean ; exploration de données ET Lean ; big data ET Lean ; système cyberphysique ET Lean. De plus, dans les mêmes bases de données, pour accéder à des articles sur certains principes Lean qui n'ont pas été mentionnés explicitement par les auteurs, des champs de recherche supplémentaires ont été ajoutés : robots autonomes OU robots collaboratifs OU cobots ET fabrication ; cloud ET fabrication ; simulation ET temps réel ; big data ET fabrication. Sur la

base de ces paramètres, 107 778 articles ont été trouvés dans la base de données Scopus et 2 268 384 autres ont été trouvés dans Google Scholar, comme on peut l'observer dans la Table 2 se trouvant en Annexe de l'article 1 page 73 :

Tous les documents disponibles jusqu'en août 2019 inclus ont été inclus. Aucune limite de temps n'a été utilisée. Seuls les articles écrits en anglais ou en français étaient considérés à cette époque.

Un processus de sélection a été utilisé pour réduire le nombre d'articles considérés, basé sur un examen du titre et du résumé de l'article. De plus, les articles qui incluaient les mots-clés, mais qui n'étaient pas directement liés à l'Industrie 4.0, au Lean ou à l'industrie manufacturière, n'ont pas été pris en compte. Seuls les articles en texte intégral et les articles de revue ont été conservés. Tous les autres articles ont été pris en compte dans l'analyse de la littérature.

1.3 Méthodologie de conception et de prévalidation du modèle proposé (Article 2)

L'objectif du travail présenté dans cette section est de proposer un modèle de processus décisionnel renforcé par les groupes technologiques de l'Industrie 4.0 et décrivant différents types d'autonomie (OS2), puis de valider ce modèle en le confrontant à un ensemble de cas d'application tirés de la littérature (OS3 pour partie). Le travail mené se borne à l'étude dans un contexte opérationnel. La méthodologie utilisée et les résultats obtenus sont présentés ci-après.

L'analyse de la littérature associée à l'Industrie 4.0 et au processus de prise de décisions a permis de mettre en évidence le rôle central du processus de prise de décision au sein de l'usine intelligente (cf. §1) en Annexe 3, p.209) et les principaux modèles actuels (cf. Annexe 3, p.209). Cependant la remise en question de ces modèles et de leurs limites par l'introduction de toutes les technologies de l'Industrie 4.0 n'a pas encore été étudiée. Par conséquent, il semble qu'aucun modèle actuel n'étudie le renforcement utilisant les technologies 4.0 au niveau de différentes étapes du processus décisionnel, qui, dans un contexte opérationnel, peut être effectué par un opérateur ou une équipe pour définir des solutions standard ou sur mesure dans un environnement de production de plus en plus changeant et incertain.

La conception et la prévalidation du modèle proposé sont précisées ci-après avant de présenter synthétiquement le modèle obtenu au terme de ce travail.

1.3.1 Conception du modèle proposé

En s'inspirant du modèle de Mintzberg et al. (1976), le processus de prise de décision idéale suivant a été proposé dans un contexte opérationnel (Figure 5, p.79). Comme le modèle de (Mintzberg et al., 1976), ce processus se compose de 3 phases : validation de problèmes ou d'opportunité, validation de solutions et validation de mise en œuvre.

La phase de validation du problème ou d'opportunité comprend les étapes « *Capture-Mesure* » et « *Reconnaissance d'un problème ou d'une opportunité* ». L'étape « *Capture-Mesure* » consiste à collecter des informations en temps réel dans le système de production. La deuxième étape, la « *Reconnaissance d'un problème ou d'une opportunité* », consiste à reconnaître une situation anormale, c'est-à-dire un écart entre la situation actuelle et la situation souhaitée qui nécessite une réaction du centre de production.

Pour la phase de validation de la solution, les étapes « *Diagnostic* », « *Recherche de solutions déjà connues* », « *Conception/Design* », « *Sélection* » et « *Évaluation* » sont utilisées. L'étape « *Diagnostic* » consiste à analyser les informations captées sur la situation actuelle et tenter de déterminer les liens de cause à effet qui permettent d'expliquer l'écart avec la situation idéale visée ou attendue. Par la suite, selon que des solutions sont déjà connues ou non pour résoudre le problème ou l'opportunité identifiés, un choix sera fait entre les étapes de « *Recherche de solutions déjà connues* » ou de « *Conception/Design* ». Si des solutions sont connues, l'étape de « *Recherche de solutions déjà connues* » est utilisée pour rechercher parmi les solutions possibles afin de trouver celles qui offrent une réponse adéquate au problème. Si aucune solution n'est connue, l'étape de « *Conception/Design* » est utilisée en vue de développer de nouvelles solutions « sur-mesure » ou de modifier des solutions existantes. Par la suite, si l'étape « *Sélection* » le permet, nous cherchons à éliminer les solutions inappropriées pour limiter le nombre de solutions à évaluer. Ensuite, l'étape d'« *Évaluation* » nous permet de comparer les solutions et de nous assurer que la solution sélectionnée résoudra la situation. Enfin, la troisième phase comprend une seule étape : « *Autorisation* ». Ici, une autorisation est délivrée soit par le centre de production lui-même (l'opérateur ou la machine), soit par une entité hiérarchique supérieure (un chef d'équipe, un responsable ou un système d'information centralisé).

Ce modèle de prise de décision n'est pas séquentiel et plusieurs types de rétroaction sont possibles. C'est notamment le cas lorsque l'étape « *Sélection* » conduit à l'élimination de toutes les solutions connues identifiées dans l'étape « *Recherche de solutions déjà connues* ». Si la compréhension de la situation le permet, l'étape de « *Conception/Design* » peut alors être engagée directement pour identifier une solution sur mesure. Sinon, l'étape « *Diagnostic* » est entreprise pour identifier les causes racines du problème, définir la situation cible avec précision et analyser les conditions pour réduire l'écart avec la situation actuelle. Ce même type de rétroaction peut se produire si l'étape d'« *Évaluation* » entraîne le rejet de toutes les solutions connues ou conçues sur mesure ou si l'étape d'« *Autorisation* » ne mène pas à l'approbation de la mise en œuvre de la solution sélectionnée et proposée. Une rétroaction plus courte peut être utilisée pour évaluer uniquement les solutions qui ont déjà été identifiées, mais qui n'ont pas été évaluées ou retenue en premier lieu.

Les technologies de l'Industrie 4.0 peuvent aider les opérateurs et/ou les machines à effectuer une ou plusieurs étapes du processus de prise de décision. Selon les besoins de l'entreprise et les caractéristiques spécifiques du centre de production, plus ou moins d'étapes du processus de prise de décision peuvent être renforcées et améliorées par une ou plusieurs technologies de l'Industrie 4.0.

La comparaison du modèle de prise de décision décrite ci-dessus avec le modèle très structuré proposé par (Porter & Heppelmann, 2015) conçu pour les produits intelligents a révélé certaines limites. Le modèle de (Porter & Heppelmann, 2015) ne couvre pas certains scénarios de prises de décision complexes qui restent encore généralement confiés à des hommes. Par exemple, la mise en œuvre de l'étape d'évaluation de la solution diffère dans sa mise en œuvre selon qu'il s'agit de solutions standard ou de solutions personnalisées. Le type d'amélioration apporté par les technologies de l'Industrie 4.0 n'est pas le même dans ces deux cas. Le traitement de l'étape d'autorisation n'est pas non plus précisé dans le modèle de (Porter & Heppelmann, 2015).

En s'inspirant des quatre niveaux de capacité des produits (Porter & Heppelmann, 2015), il a ainsi été possible de proposer un modèle décrivant différents types d'autonomie décisionnelle s'appuyant sur l'apport des technologies 4.0 pour l'amélioration des différentes étapes des processus décisionnels. Le lecteur pourra retrouver le modèle exposé de manière détaillée dans l'article 2 (cf. Chapitre 3). L'approche utilisée pour prévalider le modèle est présentée ci-après en §1.3.2.

1.3.2 Prévalidation du modèle proposé

Le modèle proposé était présenté dans un premier temps dans le cadre de la 10^e conférence internationale JCM 2020. Cette contribution a été récompensée par le prix du meilleur article dans la rubrique « Human, knowledge and Decision ».

Afin d'assurer une prévalidation, celui-ci a été comparé à des cas d'étude trouvés dans la littérature. Ceux-ci ont été ciblés à l'aide des mots-clés « industry 4.0 » OR « industry 4.0 » AND « use case » OR « case study » dans la base de données SCOPUS. En nous focalisant sur les articles liés au thème « Sciences de la décision », il a été possible d'identifier 180 articles, dont plus d'un tiers (69) étaient liés à l'ingénierie et à la production. L'analyse de ces articles a conduit à l'exclusion de 37 articles pour les raisons suivantes :

- les cas d'étude portaient principalement sur la validation technique de la mise en œuvre d'une ou plusieurs technologies de l'Industrie 4.0 et non sur la façon dont elles sont utilisées pour soutenir ou contrôler un système opérationnel ;
- les cas d'étude n'établissaient pas de lien direct avec une prise de décision menée dans un contexte opérationnel ; et
- les cas d'étude ne détaillaient pas suffisamment l'utilisation des technologies de l'Industrie 4.0 ou n'étaient pas suffisamment décrits.

Les 32 autres articles ont permis d'identifier 41 cas d'étude dans lesquels l'application de technologies issues de l'Industrie 4.0 pouvait être liée à l'un des types d'autonomie basée sur les technologies proposées dans notre modèle. Il convient de noter que très peu de cas d'étude sont datés d'avant 2017 et que leur nombre n'a cessé d'augmenter depuis. Leur lien avec les différents types d'autonomie a été réalisé par une lecture approfondie des articles et un questionnement systématique par rapport aux conditions d'activation des étapes et branches propres à chaque type d'autonomie du modèle. Un autre chercheur a effectué une double analyse pour vérifier la reproductibilité du lien proposé.

1.4 Méthodologie : Enquête Delphi-Régnier (Article 3)

Du point de vue de l'Autonomie, les technologies de l'Industrie 4.0 sont chargées de permettre aux machines et aux systèmes industriels de s'adapter au contexte et de devenir autonomes (Wankhede & Vinodh, 2021b). Dans le même temps, les employés semblent gagner en

autonomie au travail en utilisant une telle technologie. Certains travaux basés sur le concept de systèmes cyberphysiques humains (H-CPS) tentent d'identifier les systèmes de travail de symbiose homme-automatisation. Par exemple, Romero et al. (2016) proposent une typologie des opérateurs 4.0 basée sur la façon dont les capacités physiques, sensorielles et cognitives sont renforcées par les technologies de l'Industrie 4.0. Cependant, ce travail ne précise pas comment ces capacités renforcées modifient l'autonomie au travail et améliorent la prise de décision dans un contexte opérationnel. Plus généralement, les progrès réalisés par l'Industrie 4.0 créent d'importantes possibilités de prendre de meilleures décisions (Souza et al., 2020), en particulier dans l'atelier avec des décisions efficaces fondées sur des données (Wankhede & Vinodh, 2021a ; Bousdekis et al., 2021). Cependant, ces avantages potentiels apportés par l'Industrie 4.0 soulèvent de nouvelles questions de recherche qui restent à clarifier :

1. Quel est le potentiel de toutes les nouvelles technologies associées à l'Industrie 4.0 pour renforcer le processus décisionnel ?
2. Quelles sont les attentes des gestionnaires concernant l'amélioration des différentes parties du processus décisionnel avec les technologies de l'Industrie 4.0?
3. L'amélioration du processus décisionnel par les technologies de l'Industrie 4.0 aura-t-elle un impact sur l'évolution de l'autonomie des équipes et des systèmes opérationnels ?
4. Comment les réponses à ces questions évolueront-elles à mesure que le niveau d'intégration des principes de l'Industrie 4.0 au sein des entreprises augmentera ?

Ce troisième article vise à répondre en priorité à la première question de recherche mentionnée ci-dessus (OS4), tout en confrontant le modèle proposé aux critiques d'un panel d'experts (OS3).

Cette étude vise en premier lieu, à étudier le potentiel de renforcement du processus de prise de décision des équipes et systèmes opérationnels induits par l'utilisation des technologies de l'Industrie 4.0 (OS4). Compte tenu des limites actuelles des connaissances sur ce point, l'étude réalisée est qualifiée d'exploratoire. Dans ce contexte, la combinaison de la méthode Delphi et de la technique de l'Abaque de Régnier est apparue comme l'approche la plus pertinente afin d'identifier les points prêtant à consensus ou dissensus sur ce sujet encore inexploré. Celles-ci sont présentées ci-après (§ 1.4.1 et § 1.4.2) ainsi que les processus de sélection des experts (§ 1.4.3) et le processus de conception des questionnaires (§ 1.4.4).

1.4.1 La méthode Delphi

La méthode Delphi est reconnue comme une méthode structurée permettant d'obtenir et d'organiser les opinions d'un groupe d'experts du point de vue de la prise de décision, d'explorer un sujet complexe ou de développer des modèles (Lamouri, 1989). La méthode Delphi est largement appréciée de par sa capacité à faire faire progresser les connaissances empiriques et à regrouper les jugements qui aboutit à l'émergence de consensus ou de dissensus sur un sujet. Elle est définie comme « un processus itératif utilisé pour collecter et distiller les jugements d'experts en utilisant une série de questionnaires » (Skulmoski et al., 2007). La mise en œuvre de Delphi comprend généralement deux processus : le processus de sélection d'experts, et le processus de communication en plusieurs temps de collecte de données, appelés « itérations » (Rowe & Wright, 1999). Tel que précisé par Rowe & Wright (1999), chacune des itérations vise à affiner les données collectées lors de l'itération précédente et implique un retour contrôlé des réponses. Les participants sont informés des réponses des autres participants tout en préservant l'anonymat de ceux-ci. Afin de garantir la participation des experts et de minimiser le risque de partialité, l'anonymat était ici essentiel. En effet, il était primordial de pouvoir confronter les opinions des divers experts sur le sujet afin d'atteindre les objectifs de la recherche. Néanmoins, en raison d'intérêts multiples, la communication directe entre eux était impossible sous peine de bloquer une réflexion ouverte nécessitant un échange libre affranchi de tout enjeu autre que le partage de points de vue distincts et la création de connaissances. Ce processus itératif s'arrête lorsque le chercheur considère avoir répondu à la question de recherche (Skulmoski et al., 2007). Dans notre cas, nous avons réussi à avoir des réponses stabilisées après deux tours. Ces étapes assurent la validité technique de la mise en relation des experts entre eux pour arriver à stabilisation des jugements.

Tel que mentionné par (Skulmoski et al., 2007), la méthode Delphi est flexible. Ainsi, à travers la littérature, maintes adaptations dans l'opérationnalisation de celle-ci ont été faites, et plus précisément quant au nombre d'itérations réalisées ainsi qu'aux méthodes de collecte de données utilisées. Compte tenu de la complexité du sujet de recherche et dans un but de favoriser une collecte de données plus complète sur un sujet prospectif (Hussain et al., 2021), la méthode de collecte de données suivant une approche exploratoire a été retenue. Pour cela, nous avons donc combiné la méthode Delphi aux abaques de Régnier.

1.4.2 Abaque Régnier

L'abaque de Régnier est une technique originale de consultation d'experts qui utilise un panel de couleur pour collecter intuitivement les opinions des experts à propos d'affirmations précises, concises et pragmatiques. L'avantage de cette technique, comme un outil d'imagerie décisionnelle, est la rapidité à résumer les opinions et la visualisation colorée des résultats qui facilite la prise de décision (Maleki, 2009). Pour exprimer leur opinion, les experts doivent choisir parmi 7 couleurs :

- vert : l'expert est tout à fait d'accord avec l'affirmation ;
- vert clair : l'expert est d'accord avec l'affirmation ;
- orange : l'avis de l'expert est mitigé ;
- rouge clair : l'expert n'est pas d'accord avec l'affirmation ;
- rouge : l'expert n'est pas du tout d'accord avec l'affirmation ;
- blanc : l'expert ne peut pas répondre ; et
- noir : l'expert ne veut pas répondre.

Les 3 couleurs principales (vert, jaune, rouge) indiquent une transparence dans les réponses, tandis que le blanc et le noir indiquent une opacité. Les informations recueillies apparaissent sous la forme d'un schéma coloré qui apporte une dimension complémentaire au langage écrit ou oral (Régnier, 1989). Cette lecture permet d'obtenir rapidement des informations claires. L'avantage de cette technique est donc la rapidité de la synthèse des opinions et une visualisation colorée qui facilite la prise de décision. Dans cette étude, nous avons utilisé la solution open source Color Insight (<http://colorinsight.fr/>) pour créer les questionnaires, collecter les réponses et organiser une représentation colorée.

La combinaison de la méthode Delphi et de l'Abaque de Régnier sera désignée par le terme « Delphi-Régnier » dans la suite de ce document. Cette combinaison est souvent utilisée pour améliorer la prise de décision et pour favoriser la créativité (Riemens et al., 2021). Nous allons à présent décrire les conditions de mise en œuvre de cette étude dans les sous-sections suivantes.

1.4.3 Sélection des experts

La méthode Delphi est caractérisée par la consultation d'un groupe d'experts communément appelé « panel d'experts » où l'« expert » est défini comme un « acteur disposant de compétences reconnues dans un domaine et chargé de contribuer à l'élaboration d'un jugement » (Roqueplo, 1997). Les résultats d'une étude Delphi reposant essentiellement sur

l'avis des personnes consultées, une attention particulière doit être apportée à la constitution de ce panel (Adler & Ziglio, 1996). Les experts doivent être sélectionnés selon trois critères :

1. leur expérience ;
2. leur familiarité avec l'objet d'étude ; et ;
3. leur niveau de connaissance des caractéristiques de l'objet.

Afin de bénéficier du point de vue des acteurs en interaction avec les équipes opérationnelles dans la composition du panel d'experts, nous avons choisi des professionnels utilisateurs des technologies (nommés industriels), des créateurs de solutions numériques spécialisés (nommés intégrateurs) et pour finir des académiques. Afin d'être considérées comme participant éligible pour cette étude, les personnes devaient répondre à quatre critères :

1. s'inscrire dans au moins une des trois catégories de participants ;
2. avoir occupé ce (ces) rôle(s) ou fonction(s) ou détenir un minimum de trois années d'expérience sur un poste lié à l'Industrie 4.0 ;
3. avoir occupé ce (ces) rôle(s) ou fonction(s) au cours des trois années précédant la période de l'étude ; et
4. avoir occupé ce (ces) rôle(s) ou fonction(s) dans une entreprise privée, ou dans un établissement public (pour les académiques).

Le second critère permettait d'assurer un niveau minimal d'expérience, jugée nécessaire, pour être en mesure de représenter de manière juste la (les) catégorie(s) associée(s) au participant, alors que le troisième critère assurait que cette expérience soit assez récente pour qu'elle soit pertinente au moment de l'étude. Enfin, poursuivant l'objectif d'obtenir un ensemble le plus complet possible de perspectives, une diversité et un équilibre dans les groupes représentés au sein du panel d'experts étaient recherchés.

Selon les études, la taille du panel peut en effet varier. Elle n'est pas imposée a priori, mais va dépendre des domaines et objectifs visés (Ven & Delbecq, 1974). Mitchell (1991) recommande un panel d'au moins dix experts dans les études utilisant la méthode Delphi. Les travaux d'Ashton (1986) ont montré que la taille du groupe d'experts pour une étude de consultation est d'environ 11. D'autres études ont montré qu'un panel constitué de 5 à 11 experts assure une fiabilité suffisante, et qu'au-delà de 13 experts par panel, l'erreur moyenne diminue à peine (Oble, 1992). D'autre part, on peut noter que la plupart des études récentes combinant la méthode Delphi et l'abaque de Régnier sont basées sur un panel d'une vingtaine d'experts (Londoño-Pulgarin et al., 2021 ; Riemens et al., 2021 ; Sors et al., 2019 ; Velásquez et al., 2020).

En considérant l'ensemble des postes occupés au cours des trois années précédant l'étude, le panel d'experts était composé finalement de 24 experts répartis comme suit : 8 industriels, 8 intégrateurs et 8 académiques.

Il est à noter que les experts « industriels » sélectionnés dans le panel sont tous directement impliqués dans des projets de déploiement de l'Industrie 4.0 au sein de leur entreprise ou d'un groupe d'entreprises en tant que décideurs ayant été eux-mêmes des gestionnaires ou des praticiens. Dans ce contexte, ils ont été amenés à identifier les besoins des gestionnaires et des praticiens et à établir les liens avec les objectifs et les développements identifiés comme stratégiques au sein de leurs organisations. Les experts « intégrateurs » sont également régulièrement sollicités pour recueillir les attentes des managers et des praticiens afin de s'assurer que les solutions qu'ils vendent et déploient sont correctement reçues et utilisées par les équipes qui les utilisent.

1.4.4 Création de l'enquête

La construction du questionnaire initial soumis aux experts lors du premier tour constitue une étape clé de l'étude, qui oriente de manière significative les domaines dans lesquels l'étude Delphi-Régnier va générer des idées (Moeuf et al., 2017).

Une première version du questionnaire a été structurée autour du renforcement par les technologies de l'Industrie 4.0 du modèle de prise de décision 4.0 dans un contexte opérationnel (cf. Figure 5, p.79) proposé par (Rosin et al., 2021). Les 10 groupes technologiques proposés par Danjou et al. (2017) ont été retenus pour classer les technologies de l'Industrie 4.0 (cf. Figure 15, p.112). En effet, les auteurs ont repris et enrichi la classification de Rübmann et al. (2015) déjà très largement citée. De plus, de manière similaire à notre démarche (Rosin et al., 2020, 2021), ils proposent un déploiement des technologies 4.0 qui s'appuie sur les niveaux de capacité (surveillance, contrôle, optimisation et autonomie) formulés par Porter & Heppelmann (2015).

Ceci a conduit à un l'identification de 20 items structurés autour de 2 axes de prospection :

- les contributions possibles des 10 groupes technologiques de l'Industrie 4.0 au renforcement des étapes du processus de décisions ; et
- les attentes des managers en termes de renforcement des étapes du processus de décision par les technologies 4.0.

Cette première version du questionnaire a été soumise auprès d'un premier panel test d'industriel et d'académique rattachés au groupe professionnel « Excellence opérationnelle et supply chain » de l'alumni des Arts et Métiers. Celui-ci regroupe les élèves et anciens élèves de l'École d'ingénieurs des Arts et Métiers qui constitue le plus important réseau européen d'anciens élèves d'une grande école d'ingénieurs. Ce groupe professionnel est une entité de l'alumni qui regroupe un ensemble d'industriels anciens élèves de l'École des Arts et Métiers ainsi que des académiques travaillants dans le domaine de l'Excellence opérationnelle et de la supply chain. Il a notamment pour vocation d'être un observatoire de l'évolution des perspectives et des débouchés dans cette branche professionnelle et d'aider au transfert de la connaissance dans ce domaine.

Ce premier test a mis en évidence la nécessité de lier l'évolution de l'autonomie des équipes et des systèmes au niveau opérationnel au déploiement de l'Industrie 4.0. Ce point était particulièrement attendu par les industriels sollicités au sein de ce panel test afin d'assurer une bonne compréhension des enjeux liés au renforcement du processus décisionnel par les technologies de l'Industrie 4.0 ; ces derniers insistaient notamment sur la nécessité de faire un lien avec la logique de collaboration et d'autonomisation (ou empowerment). Afin d'assurer la bonne participation des experts industriels qui ont ensuite été invités à répondre à l'étude, des items liés à l'évolution de l'autonomie des équipes et des systèmes au niveau opérationnel ont été ajoutés au questionnaire.

Afin de répondre à ces exigences, le comité de pilotage a décidé de retenir modèle de l'autonomie au travail proposé par Bourdu et al. (2016). Celui-ci a été obtenu à l'issue d'un travail analysant l'autonomie dans les organisations du travail « émergentes » (notamment Lean management, Entreprise libérée et Entreprise responsable) s'appuyant sur un think tank regroupant académiques et industriels. Ce modèle de l'autonomie au travail s'articule autour de trois dimensions :

- la 1re dimension est centrée sur la tâche. L'autonomie consiste dans la latitude existant pour les équipes et systèmes opérationnels de pouvoir définir leurs propres tâches : séquençement de leurs tâches, méthode d'exécution, rythme de travail, outils à utiliser ;
- la 2e dimension définit le pouvoir pour les équipes opérationnelles d'exercer une influence sur l'environnement organisationnel, en participant à l'amélioration de l'organisation du travail, en influençant les décisions qui concernent leur travail ou les modes de coopération nécessaires à la bonne exécution du travail ; et

- la 3e dimension mesure l'implication des équipes opérationnelles dans la gouvernance de leur entreprise à travers le dialogue social ou la négociation (par rapport à la simple information et consultation), le degré d'influence sur le partage de la valeur créée, la mise en œuvre d'un mode de management participatif, la présence de représentants des salariés dans les organes de gouvernance.

Ces trois dimensions délimitent un espace d'implication, de participation directe, de capacité d'influence et de décision sur leur travail, au sein duquel se construit l'autonomie confiée aux équipes et systèmes opérationnels. Afin d'intégrer toutes les dimensions de cet espace, des items supplémentaires ont été structurés autour du lien entre renforcement du processus de décisions et évolution de l'autonomie des équipes et système opérationnel des attentes de managers vis-à-vis des technologies 4.0 pour l'augmentation de l'autonomie des équipes opérationnelles sur la tâche, sur l'organisation et sur la gouvernance.

Sur la base de ce travail, le comité de pilotage a retenu 10 questions/affirmations, amenant la liste à un total de 30 questions/affirmations (appelés « items ») présentées en Annexe A de l'article 3. Tous les énoncés ont été soigneusement examinés de manière itérative par les auteurs afin de réduire le risque de mauvaise interprétation.

1.4.5 Structure de l'itération

Les experts ont répondu au questionnaire initial de 30 affirmations par le la plateforme Color insight. Ils devaient donner leur avis en s'appuyant sur l'abaque de Régnier. Il était également demandé aux participants de justifier leurs réponses par un court commentaire. Afin d'enrichir l'étude, les experts avaient aussi la possibilité de soumettre des affirmations supplémentaires.

À partir des votes des experts sur chaque affirmation soumise, une matrice d'items a été générée comme indiqué en Annexe C de l'article 3. Cette matrice des items permet de classer et visualiser les énoncés des plus favorables aux plus défavorables. Les items faisant dissensus apparaissent au milieu de la matrice. La matrice a été générée selon le « mode classique » proposé par Color Insight : les pondérations des couleurs sont 5 pour le vert foncé, 4 pour le vert clair, 3 pour l'orange, 2 pour le rouge clair et 1 pour le rouge foncé.

Comme il n'existe pas de seuil standard dans la littérature, il a été décidé qu'un consensus était atteint dès lors que 60 % des réponses favorables (vert) ou contre (rouge) étaient observées.

Au terme de la 1^{re} itération, le comité de pilotage a examiné et synthétisé les votes et les commentaires. La 2^e itération a ensuite pu être lancée avec les mêmes participants, sur la base des documents suivants :

- Un document de synthèse présentant les résultats du premier tour et permettant aux experts de confronter leurs réponses ;
- Un rapport détaillé présentant la répartition des votes et les commentaires anonymes pour chaque item afin de minimiser le risque de distorsion communément décrit dans la littérature (Hsu & Sandford, 2007) ; et
- Un questionnaire affiné de 26 items fourni en Annexe B.

Les grandes tendances d'opinion parmi les experts ont pu être confirmées à l'issue de cette 2^e itération et le comité de pilotage a décidé de mettre fin à l'étude. Il convient de noter que 21 des 24 experts du premier tour ont répondu au questionnaire du second tour. Bien que cette baisse de participation soit l'une des faiblesses de la méthode de recherche (Hsu & Sandford, 2007), la représentativité du panel a été maintenue autour de la répartition suivante : 7 industriels, 7 intégrateurs et 7 académiques. Les résultats ainsi obtenus au terme de cette 2^e itération restent donc en cohérence avec ceux issus de la 1^{re} itération.

1.5 Conclusion

La méthodologie générale utilisée permet de couvrir l'ensemble des objectifs spécifiques identifiés en §1.1 afin de répondre à la question de recherche ciblée : comment les technologies de l'Industrie 4.0 peuvent améliorer un processus de prise de décision et comment elles peuvent affecter l'autonomie des ressources impliquées.

La méthodologie utilisée dans le cadre du premier article se focalise principalement sur l'objectif OS1 en fournissant une caractérisation originale des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean en fonction des niveaux de capacité visés au sens de Porter & Heppelmann (2015). Ce travail a aussi permis de préciser le positionnement de la recherche effectuée vis-à-vis des travaux précédents dans les domaines du Lean et de l'Industrie 4.0 avec un point de focalisation particulier porté sur le lien avec le processus de prise de décision. Le cadre de recherche étant affiné, la méthodologie employée par la suite dans le cadre du deuxième article se focaliser sur la proposition et la prévalidation d'un modèle de processus décisionnel renforcé par les groupes technologiques de l'Industrie 4.0 et décrivant différents

types d'autonomie (OS2 et OS3). Il convient ensuite de confronter le modèle proposé aux critiques d'un panel d'experts (OS3), avec pour apport majeur, l'identification de la contribution de l'ensemble des groupes technologiques de l'Industrie 4.0 à l'amélioration du processus de prise de décision dans un contexte opérationnel (OS4). La méthodologie déployée dans le cadre du troisième article vise à répondre à ces objectifs, mais offre également l'opportunité de développer une première vision sur les perspectives et les attentes des managers sur de nouveaux modes de prise de décision et de cyberautonomie soutenus par les technologies de l'Industrie 4.0, ainsi que sur les risques associés à leur mise en œuvre (OS5).

Les trois chapitres suivants présentent les articles publiés dans le cadre de cette thèse et les résultats obtenus en réponse aux objectifs spécifiques visés. Le dernier chapitre du mémoire propose ensuite une discussion générale autour des principales contributions de ce travail de recherche, avant de présenter les limites inhérentes aux méthodologies mises en œuvre. Il conclut sur les nombreuses perspectives de recherche offertes et les futurs développements engagés dans le prolongement de cette thèse.

Chapitre 2. Impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes du Lean (Article 1)

Résumé

L'Industrie 4.0 est de plus en plus présentée comme la clé de l'amélioration de la productivité, de la promotion de la croissance économique et de la pérennité des entreprises manufacturières. D'autre part, de nombreuses entreprises ont déjà partiellement ou totalement mis en œuvre les principes et les outils de l'approche Lean, qui vise également à améliorer la productivité. Bien que ces deux approches utilisent des stratégies très différentes, elles partagent certains principes communs.

L'objectif de cet article est de mettre en évidence les liens entre les principes et les outils proposés par l'Industrie 4.0 et ceux proposés par l'approche Lean, avec un accent particulier sur la façon dont certaines technologies de l'Industrie 4.0 améliorent la mise en œuvre des principes Lean, en fonction des niveaux de capacité des technologies. Ainsi, cette étude vise à fournir une caractérisation des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean en fonction des niveaux de capacité visés.

Les résultats obtenus montrent un fort soutien des technologies de l'Industrie 4.0 pour le Juste-à-temps et le Jidoka, mais peu ou pas de soutien pour la Réduction des gaspillages et le travail en équipe. Il y a donc un besoin évident de poursuivre le déploiement du Lean management tout en améliorant certains principes du Lean à l'aide des technologies de l'Industrie 4.0.

Abstract

Industry 4.0 is increasingly being promoted as the key to improving productivity, promoting economic growth and ensuring the sustainability of manufacturing companies. On the other hand, many companies have already partially or fully implemented principles and tools from the Lean management approach, which is also aimed at improving productivity. While the two approaches use very different strategies, they share some common principles. The objective of

this article is to highlight the links between the principles and tools proposed by Industry 4.0 and those proposed by the Lean management approach, with a particular focus on how some of Industry 4.0's technologies are improving the implementation of Lean principles, depending on the technologies' capability levels. As such, this study aims to provide a characterization of the impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles according to targeted capability levels. The results obtained show strong support for Industry 4.0 technologies for Just-in-time and Jidoka, but little or no support for waste reduction and People and Team work. There is, therefore, a clear need to pursue the deployment of Lean management while improving certain Lean principles using Industry 4.0 technologies.

Keyword: Industry 4.0, lean management, capability levels

2.1 Introduction

Since the 1950s in Japan, with the Toyota Production System (TPS), and since the 1980s in the West, under the name Lean management, companies have been implementing this approach and its philosophy. In its purest form, the approach is free of information technology (Buer et al. 2018). Rather, it proposes a set of principles that are aimed at ultimately increasing productivity, customer satisfaction and business profitability. To achieve the objectives of quality, cost, cycle time reduction, safety and employee motivation, the Lean management approach requires the adoption of a set of principles and tools, including Just-in-time, Jidoka, teamwork, waste reduction and continuous improvement (Liker 2004).

More recently, a technological paradigm shift seems to be taking place in manufacturing companies: Industry 4.0. Pushed by various governments under different names (such as The Industry of the Future in France, Smart Industry in the United States, Industry 4.0 in Germany, Made in China 2025 in China), the idea is to enable manufacturing companies to make a major technological shift. By leveraging the inter-connectivity of products, machines, the supply chain and the customers, and by using the growing decision-making capabilities of systems, companies can improve their agility (high variability at high speed) and profitability. Through the use of the Internet of Things, cyber-physical systems and cloud computing, among other things, it is possible to achieve previously inaccessible levels of operational performance.

This revolution forces manufacturing organisations to revisit their strategies and to possibly review whether or not their previous Lean strategy should be adapted or reconsidered to

prioritize Industry 4.0 technology deployment. While Lean management pushes for stability in production levels and low variability in product types, Industry 4.0 tends to encourage (and handle) production levels and product variability. Following this, could organisations continue to manage Lean production by taking advantage of Industry 4.0 technologies to support the Lean principles that are already in place? Alternatively, should organisations change, either slightly or drastically, their use of Lean management?

To date, few authors have studied how Industry 4.0 can influence the practices resulting from Lean management (Buer et al. 2018) and its impacts on a company that has - or has not - implemented a Lean approach. From a research point of view, links between Industry 4.0 technologies and Lean principles have not been formalized. In practice, a single technology associated with Industry 4.0 can be implemented in different ways to address different problems and to develop different levels of new capabilities (CEFRIO 2016). As such, this study aims to provide a characterization of the impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles according to targeted capability levels. No other study proposes such a 3-level characterization.

The contributions of this paper are valuable for researchers and practitioners, as it clarifies the relationship between Industry 4.0 technologies, Lean principles and capability levels. It underlines which links are stronger for the different capability levels. Also, it clarifies which Lean principles are poorly impacted by Industry 4.0 technologies. A management team can point out which technology they should deploy to improve specific Lean principles according to the targeted capacity level.

Section 2 presents a state of the art on the links between Lean management and Industry 4.0. In section 3, the proposed methodology for classifying scientific work is described, based on principles from Liker's TPS house diagram (2004), Industry 4.0 technologies according to Rößmann et al. (2015) and the capability levels of Porter and Heppelmann (2014). Section 4 presents the results related to this classification. Section 5 provides a discussion on the results obtained and possible research perspectives. Finally, Section 6 provides the conclusion.

2.2 Literature review

The current literature presents two main visions that summarize the links between Lean management and Industry 4.0, either that Lean is a necessary foundation for Industry 4.0 (e.g. Kolberg and Zühlke 2015; Mayr et al. 2018; Prinz et al. 2018) or that Industry 4.0 improves the

effectiveness of Lean (e.g. Anthony 2017; Buer et al. 2018; Dobrowski et al. 2017; Eleftheriadis and Myklebust 2016; Khanchanapong et al. 2014; Leyh et al. 2017; Mayr et al. 2018; Netland 2015; Sanders et al. 2016; Wagner et al. 2017).

Mayr et al. (2018) argue that standardized processes, elimination of waste and a constant focus on customer value are fundamental to the introduction of Industry 4.0. According to the same authors, the reduction of product and process complexity through the Lean approach enables an economical and efficient use of Industry 4.0 technologies. Prinz et al. (2018) argue that an organization implementing Industry 4.0 without standardized and continuous flow processes will not be productive. According to the latter, an Industry 4.0 implementation can succeed only if the production organization has already been optimized by Lean and the Lean principles are established, not only by the organization, but with full employee involvement. Also, according to Kolberg and Zühlke (2015), the implementation of Industry 4.0 tools in a Lean production system could reduce the risk of failure due to organizational change experience. The deployment of the Lean approach itself requires a large number of changes in employee practices, which could better prepare them for future major changes, such as the implementation of Industry 4.0 technologies.

Other authors have studied how specific technologies associated with Industry 4.0 can improve the effectiveness of certain Lean principles and tools or facilitate their operation. Among others, Sanders et al. (2016) present the technological solutions proposed by Industry 4.0 for 10 dimensions of the Lean approach that present implementation challenges. For example, the Just-in-time principle can benefit from electronic product identification to track the location of products in real time. Also, the principle of reducing changeover times can be improved by instant communication between a product and the machine. In a similar manner, Mayr et al. (2018) studied how 13 tools from Industry 4.0 can improve the deployment and use of 10 Lean principles or tools. Among other things, real-time data acquisition improves process transparency and product quality information. This supports employee decision-making by basing improvement activities (such as Kaizen) on complete and up-to-date information. In addition, visual performance management is made easier by allowing faster updating of accessible data. Wagner et al. (2017) did similar work by studying the impact of 8 Industry 4.0 technologies on 11 Lean principles. Each proposed link specifies the degree of impact, i.e. low impact, medium impact or high impact.

For their part, Dombrowski et al. (2017) used a German government database (www.plattform-i40.de) to highlight the cases of 260 German companies that started implementing Industry 4.0.

From these cases, the authors identified all situations in which an Industry 4.0 technology or principle supported one of the 8 Lean principles presented, specifying in how many companies this support was validated. According to the same authors, the most commonly used Industry 4.0 tools are, in order, the cloud, Big data and the Internet of Things (more specifically sensors and radio frequency identification-RFID). Sanders et al. (2017) proposed an interdependency matrix of 14 Lean tools towards six principles of manufacturing system design 4.0. These principles are real-time capacity, decentralisation, modularity, interoperability, service orientation and virtualization. On a scale of 10 to minus 10 (full support with full obstacles), each link is assessed. Real-time capacity is the principle that most supports Lean tools, while decentralization and modularity would be obstacles to takt time. Sony (2018) presents a coupling of the two approaches in the form of 15 proposals related to information systems integration. It distinguishes its proposals into three types of integration: vertical integration (internally, between divisions or departments), horizontal integration (with other companies externally) and end-to-end engineering. Mainly, it underlines the possibility that cyberphysical systems and the Internet of Things may be relevant to improving value for the customer.

A gap that emerges from this literature review is the absence of a characterization of the technologies used according to capability levels. Industry 4.0 technologies can be used at varying levels of autonomy or solution finding capability, depending on a company's needs. To help managers in their choice of technologies to support specific Lean principles, it has become relevant to classify research according to the desired levels of capability.

2.3 Methodology

The objective of this work is to propose a characterisation of the research work implying the impacts of Industry 4.0 to Lean management principles and distinguishing the capability levels that are proposed. The methodology used in this research to classify the works is based on three dimensions: Lean principles according to Liker (2004), Industry technologies 4.0 according to Rüßmann et al. (2015) and capability levels according to Porter & Heppelmann (2014). The following subsections briefly describe the different dimensions used, as well as the bibliographic research methodology used.

2.3.1 Lean management and principles

Different authors have proposed different visions of Lean. Womack et al. (1990) popularized the term "Lean" in the book *The machine that changed the world*. A few years later, in their book, "Lean Thinking" (Womack and Jones 1996), the authors put forward five principles: Value, Value stream, Flow, Pull and Perfection. A vision of Lean is proposed by Liker (2004) in his famous house diagram (more specifically, the Toyota Production System House diagram). Fujio Cho, president of Toyota from 1999 to 2005, proposed a model that clarifies the values of the Toyota model (2002).

In this present work, Liker's TPS house diagram (2004) is used, being one of the most cited in the literature. In the Liker's TPS house diagram (2004), we find at its base the principles that make up the essence of work and that must be found in all work processes, namely the philosophy of the Toyota model (including long-term vision, respect for people and continuous learning), visual management, the use of stable and standardized processes and smooth production (*heijunka*). The first pillar represents Just-in-time, i.e., producing exactly what is needed when the user (workstation or client) needs it. The second pillar is Jidoka, which means building quality in the product by detecting anomalies in the process. At the centre are the principles of continuous improvement, including employees and teamwork, as well as waste reduction. Finally, at the top are the objectives of better quality, lowest possible costs, lowest cycle time, best safety for employees and high employee motivation.

Machine maintenance is an important concept of the Lean approach, but it is not explicitly present in Liker's TPS house diagram (2004). The author mentions maintenance a few times in connection with different Lean principles, including continuous flow and problem solving. Although Industry 4.0 offers a large number of technology applications for machine maintenance, and this has been since well before the very appearance of the term "4.0", maintenance was deliberately excluded from this study. It may be the subject of a future study entirely devoted to the link between maintenance and Industry 4.0.

2.3.2 Industry 4.0

Industry 4.0 and its associated technologies are increasingly being presented as essential to improving the productivity of manufacturing companies. By focusing on instant communication between machines and objects, it is possible to make manufacturing systems more flexible to product changes and more responsive to unexpected events. Although a

consensus on the definition of Industry 4.0 has not yet been reached (there are more than 100 different definitions of the concept according to Moeuf et al. [2017]), some definitions have been proposed. CEFRIO (2016) argues that Industry 4.0 is a set of initiatives to improve processes, products and services that enable decentralized decisions based on real-time data acquisition. According to Buer et al. (2018), Industry 4.0 is characterized by the use of intelligent products and processes, enabling autonomous data collection and analysis, and interaction between products, processes, suppliers and customers over the Internet. Kohler & Weisz (2016) describe Industry 4.0 as a new approach to controlling production by providing real-time synchronization of flows and enabling unitary and customized production. According to the National Institute of Standards and Technology (NIST) (2016), smart manufacturing is fully integrated, collaborative, responds in real time to changes in the plant, in the supply network and according to customer needs. Among all the definitions, the most common keywords are communication, flexibility and real time. Technologies from Industry 4.0 are the means to implement the principles of communication, flexibility and real time.

As there is no single definition of the concept of Industry 4.0, the associated technologies are not definitively identified either. Rübmann et al. (2015) from the Boston Consulting Group identified nine main technologies associated with Industry 4.0: autonomous robots, simulation, horizontal and vertical integration of systems, the Internet of Things, the cloud, additive manufacturing, augmented reality, Big data and cybersecurity. Each of the technologies proposed within the Industry 4.0 concept improves several aspects of production, including operation planning, equipment maintenance and inventory management. Other authors use a majority of the technologies proposed by Rübmann et al. (2015), but with some modifications. Moeuf et al. (2017) and CEFRIO (2016) removed additive manufacturing, but added Cyberphysical Systems. In addition, they modified the terms autonomous Robots for collaborative Robots, as well as Horizontal and Vertical System Integration for Machine to Machine Communication (M2M). Other authors present different lists of technologies, including Dombrowski et al. (2017), Mayr et al. (2018), Sanders et al. (2017) and Wagner (2017).

In this study, the Industry 4.0 technologies of Rübmann et al. (2015) are chosen. They are widely cited in the literature and used in many articles. However, like CEFRIO (2016) and Moeuf et al. (2017), additive manufacturing technology has been withdrawn. Rather than being a communication-based technology, this technology can be seen as a new manufacturing process. Also, we have included Cyberphysical Systems technologies in the broader Internet of

Things technology, as does Rübmann et al. (2015). Similarly, we have included collaborative robots (also named cobots) in the autonomous robots technology.

While simulation has been used for several decades, long before the use of the Industry 4.0 concept, it is included as one of the nine pillars in Rübmann's work (2015). In addition to the analysis and diagnostic functions, the simulation can now be used in a real-time context, connected by captors to the environment. This way, simulation can be used for operational decisions.

2.3.3 Industry 4.0 technology capability levels

Technologies from Industry 4.0 can support production by deploying different capabilities, depending on the production system needs. Depending on the level of complexity of the decisions to be made, the amount of information to be processed or the autonomy of the systems to make decisions without human intervention, the level of capability that is required will be different. From the perspective of intelligent and connected products, Porter & Heppelmann (2014) proposed four capability levels. These levels are incremental and are based on each previous level. The capability levels are as follows: 1- Monitoring, 2- Control, 3- Optimization and 4- Autonomy.

According to the same authors, the Monitoring level makes it possible to monitor indicators of operating conditions, safety parameters, preventive maintenance indicators and production indicators for benchmarking. Different production elements can generate an alert and notifications in case there is a change in the situation or a deviation is detected (Moeuf et al. 2017). This level allows the overall status and operation to be monitored, as well as for the construction of a history (CEFRIO 2016). Here, only information is transmitted to the operator or the person in charge of the controlled process.

For the Control level, based on data history, standard system behavior and expected performance, algorithms can be used to detect abnormal situations. Control, therefore, includes monitoring by incorporating a decision-making loop (Moeuf et al. 2017). The algorithms then respond to specific changes in their environment by carrying an action (Porter and Heppelmann 2014).

The Optimization level allows algorithms to analyze the environment or historical data to propose improved results, resource utilization and efficiency (Porter and Heppelmann 2014). By using dashboards, system modeling and simulation, resource utilization and industrial

performance can be optimized in real time. The system then acts as a decision-support system by reviewing a suggested action or set of alternatives where the operator or a manager can choose the action to be taken.

Finally, system monitoring, control and decision-making loops, real-time optimizations can be combined to make the system autonomous (Porter and Heppelmann 2014), which corresponds to the Autonomy level. Systems are then able to make decisions in real time, while taking into account their environment (CEFRIO 2016). The system is also able to "learn" from the results of past decisions, or to react optimally to a change in need (Moeuf et al. 2017). This may also include coordination and communication with other systems and products to improve results (Porter and Heppelmann 2014).

2.3.4 Literature search methodology

This work is based on an extensive literature review of the relationship between Industry 4.0 and Lean manufacturing concepts. The literature search for this work was performed in SCOPUS and Google Scholar databases with the following search fields: Industry 4.0 OR Industrie 4.0 OR Smart Industry AND Lean; autonomous robots AND Lean; collaborative robots AND Lean; cobots AND Lean; simulation AND Lean; communication machine to machine AND Lean; Internet of Things AND Lean; cybersecurity AND Lean; cloud AND Lean; system integration AND Lean; augmented reality OR virtual reality AND Lean; data mining AND Lean; big data AND Lean; cyberphysical system AND Lean. In addition, in the same databases, to reach articles on certain Lean principles that were not mentioned explicitly by the authors, additional search fields were added: autonomous robots OR collaborative robots OR cobots AND manufacturing; cloud AND manufacturing; simulation AND real-time; big data AND manufacturing. Based on these parameters, 107,778 articles were found in the Scopus database and 2,268,384 more were found in Google Scholar, as can be observed in Appendix 1. All documents available up to, and including, August 2019 have been included. No time limit was used. Only articles written in English or in French were considered at this time.

A screening process was used to reduce the number of articles considered, based on a review of the article's title and abstract. Also, papers that included the keywords, but were not directly related to, Industry 4.0, Lean manufacturing or the manufacturing industry were not considered. Only full text papers and journal papers were kept. All remaining articles were considered in the literature analysis.

2.4 Results

Table 1 presents the results obtained from categorizing the articles found by the search methodology. Some authors, specifically Dombrowski et al. (2017) and Prinz et al. (2018), did not provide sufficient detail on the use of the proposed technologies to provide a conclusion regarding the level of capability used. They have therefore been excluded from the results. To reduce the size of the table, the articles are presented with the numbers used in Section 6 (References). The following subsections present references according to the categories of Lean principles from Liker's TPS house diagram (2004). A category has been added, Foundations, which includes the principles at the base of the Liker's TPS house diagram (2004), as well as the principle of continuous improvement presented in the centre of the house.

2.4.1 Just-in-Time

A number of authors have proposed work presenting applications of Industry 4.0 technologies to support the principle of continuous flow. We have included in this principle the articles that concern, among other things, operation planning and scheduling. In terms of monitoring capability, authors have suggested using the Internet of Things to track products in real time and send production progress data back to managers (e.g. Mao et al. 2018; Müller et al. 2018; Sanders et al. 2016; Yuan et al. 2016; Wagner et al. 2017). Other authors have proposed cloud computing to make progress information available (e.g. Kumar et al. 2018; Sanders et al. 2016). Simulation is also used to ensure a continuous flow, especially to detect bottlenecks (e.g. Lu and Yue 2011). Some authors have proposed integrating systems with partners to ensure that everyone has up-to-date information on production progress (e.g. Sanders et al. 2016; Sony 2018). The optimization capability level is used by some authors, mainly in simulations (e.g. Block et al. 2018; Heger et al. 2017; Kuck et al. 2016; Ismail et al. 2014; Leitao et al. 2016; Mousavi and Siervo 2017; Rüßmann et al. 2015; Saez et al. 2015; Snyman and Bekker 2017; Zhuang et al. 2018). Here, the simulation is used to test different response scenarios to production flow disruptions in real time, but it is up to managers to apply the changes. Snyman and Bekker (2017) use simulation to find optimal scheduling scenarios for production. Also, the Internet of Things (e.g. Mao et al. 2018; Rüßmann et al. 2015; Sanders et al. 2016), systems integration (e.g. Zhuang et al. 2018), cloud computing (Snyman and Bekker 2017) and big data (Metan et al. 2010) are proposed. At the autonomy level, Rüßmann et al. (2015) propose using

the Internet of Things and autonomous robots to independently adjust production according to unfinished products. These robots can collaborate to respond in real time and ensure that production runs smoothly. Also, the authors discuss the concept of collaborative robots or cobots, which assist employees in their work and benefit from a certain level of autonomy to react to the employee's actions (e.g. Fasth-Berglund et al. 2016; Levratti et al. 2019). Mayr et al. (2018) also propose the use of autonomous robots to adjust production planning in real time. Wagner et al. (2017) proposed system integration to ensure a continuous flow by allowing systems to adjust autonomously production planning.

		Capability levels (Porter and Heppelmann 2014)			
TPS house diagram (Liker 2004)		Monitoring	Control	Optimization	Autonomy
Just-in-time	Takt time planning				
	Continuous flow	System integration Sanders et al. 2016; Sony 2018 Simulation Lu and Yue 2011 Internet of Things Sanders et al. 2016; Yuan et al. 2016; Wagner et al. 2017; Mao et al. 2018; Muller et al. 2018 Cloud Sanders et al. 2016; Kumar et al. 2018		Simulation Rüßmann et al. 2015; Block et al. 2018; Heger et al. 2017; Snyman and Bekker 2017; Ismail et al. 2014; Kuck et al. 2016; Saez et al. 2015; Leitao et al. 2016; Mousavi et Siervo 2017; Zhuang et al. 2018 System integration Zhuang et al. 2018 Internet of Things Rüßmann et al. 2015; Sanders et al. 2016; Mao et al. 2018 Cloud Snyman and Bekker 2017 Big data Metan et al. 2009	Autonomous robots Rüßmann et al. 2015; Fasth-Berglund et al. 2016; Levratti et al. 2019; Mayr et al. 2018 System integration Wagner et al. 2017 Internet of Things Rüßmann et al. 2015
	Pull system	Simulation Alves et al. 2009 Internet of Things Mrugalska et Wyrwika 2017; Sanders et al. 2016; Davies et al. 2017; Mayr et al. 2018 Cloud Azambuja et al. 2013		Simulation Mayr et al. 2018 Internet of Things Kolberg and Zuhlke 2015	Internet of Things Hofmann and Rüsck 2017; Wagner et al. 2017
	Quick changeover			Simulation Rüßmann et al. 2015	
	Integrated logistics	System integration Kolberg and Zuhlke 2015 Internet of Things Hofmann and Rüsck 2017			Autonomous robots Muller et al. 2018; Li and Savkin 2018
	Automatic stops				
Jidoka	Andon	Internet of Things Kolberg and Zuhlke 2015; Mrugalska et Wyrwika 2017	Internet of Things Kolberg and Zuhlke 2015		
	Person-machine separation				Autonomous robots Porter and Heppelmann 2014; Kermorgant 2018
	Error-proofing	Internet of Things Kolberg and Zuhlke 2015; Mayr et al. 2018 Augmented reality Kolberg and Zuhlke 2015; Mayr et al. 2018	Internet of Things Mrugalska et Wyrwika 2017		Autonomous robots Krueger et al. 2019; Nikolakis et al. 2019
	In-station quality control	Internet of Things Peres et al. 2018 Big data Cochran et al. 2016; Boersch et al. 2018; Peres et al. 2018		Internet of Things Cristalli et al. 2013 Big data Carvajal Soto et al. 2019	Autonomous robots Ma et al. 2017 Internet of Things Ma et al. 2017; Cristalli et al. 2013; Eleftheriadis and Myklebust 2016 Cloud Ma et al. 2017

	Solve root cause of problem				
Waste reduction	Genshi Genbutsu				
	5 Why's				
	Eyes for waste	Simulation Ellgass et al. 2018; Kitazawa et al. 2016; Uhlemann et al. 2017; Zhuang et al. 2018 System integration Sony 2018 Internet of Things Brintrup et al. 2010; Buer et al. 2018; CEFRIO 2016; Mrugalska et Wyrwika 2017; Mayr et al. 2018; Uhlemann et al. 2017 Big data Stojanovic et al. 2015			
	Problem solving				
People and Teamwork	Selection				
	Common goals				
	Ringi decision-making				
	Cross-trained	Simulation Lu and Yue 2011 Augmented reality Al-Ahmari et al. 2016; Longo et al. 2017; Segovia et al. 2015		Augmented reality Al-Ahmari et al. 2016	
Foundations	Continuous improvement	System integration Sony 2018 Augmented reality Davies et al. 2017; Tyagi and Vadrevu 2015		Simulation Stojanovic and Milenovic 2018 ; Kamar et Kie 2018 Big data Stojanovic and Milenovic 2018	
	Leveled production (heijunka)			Big data Mayr et al. 2018	
	Stable and Standardized processes	Augmented reality Longo et al. 2017			Autonomous robots Boudella et al. 2017; Wang et al. 2017
	Visual Management	Simulation Saez et al. 2018 Internet of Things Brintrup et al. 2010; Saez et al. 2018; Hwang et al. 2016; Cao et al. 2017; Davies et al. 2017; Alexopoulos et al. 2018; Mayr et al. 2018; Mousavi et Siervo 2017; ; Zhong et al. 2015; Zhuang et al. 2018 Cloud Tao et al. 2017; Zhong et al. 2015; Zhong et al. 2016 Augmented reality Kolberg and Zuhlke 2015 Big data Zhong et al. 2015; Zhong et al. 2016			
	Toyota Way Philosophy	System integration Sony 2018; Sanders et al. 2016			

Table 1. Capability levels of Industry 4.0 technologies impacting Lean principles

Pull production system is studied in three of the four capability levels. The proposals are mainly related to the improvement of the kanban principle to synchronize work between working stations. First, at the monitoring level, the Internet of Things is suggested by some authors (e.g. Davies et al. 2017; Mayr et al. 2018; Mrugalska and Wyrwika 2017; Sanders et al. 2016). In particular, Sanders et al. (2016) propose the ekanban, which allows each product to be tracked electronically and ensures that the right product arrives at the right destination at the right time. Similarly, Mrugalska and Wyrwika (2017) propose the use of electronic kanbans to ensure that the right products go to the right workstations. Simulation is proposed by Alves et al. (2009) to simulate changes in the kanbans used. Azambuja et al. (2013) propose a real-time information exchange platform based on cloud computing to facilitate just-in-time supply between a producer and its supplier. At the optimization level, Mayr et al. (2018) and Kolberg and Zühlke (2015) propose using simulation to test different parameters of kanbans. Similarly, Mayr et al. (2018) propose the use of simulation to represent products and find optimal kanban parameters, such as batch size, minimum inventory and delivery frequency. For the autonomy level, Wagner et al. (2017) present a system using the Internet of Things, called Just-in-Time delivery, to automatically send orders. Hofmann & Rüsç (2017) also present a system using the Internet of Things to facilitate the use of electronic kanbans and order automation.

The principle of quick series change has also been studied from the point of view of Industry 4.0. At the Optimization level, Rüzmann et al. (2015) suggest the use of simulation to optimize machine setups by testing various methods.

The principle of integrated logistics requires that the logistics system be designed to operate as efficiently as possible with production. In terms of monitoring level, Hofmann & Rüsç (2017) use the Internet of Things to get an overview of the movement of products at all times. Through system integration, Kolberg & Zühlke (2015) offer a similar overview, but between suppliers and customers. At the autonomy level, a large number of authors use the potential of autonomous robots to move products between workstations, including Müller et al. (2018) and Li and Savkin (2018). Although the literature presented here is limited, the research work related to transport robots with autonomy capability is very extensive. These transport robots take advantage of the Internet of Things to exchange information about the destination and timing of delivery with the product, making transport possible. These auto-guided vehicles (AGVs) can react to disruptions and adapt to find alternative routes.

2.4.2 Jidoka

The andon principle is addressed by Kolberg & Zühlke (2015) and Mrugalska and Wyrwika (2017) at the monitoring level. In both cases, the Internet of Things allows products to communicate with equipment and send a warning when the wrong product is being produced. For the control level, Kolberg & Zühlke (2015) propose extending the possibility of using the Internet of Things, but this time by allowing the equipment to react to this error warning by stopping the work or by changing products.

The principle of human-machine separation suggests that work should be carried out by the equipment and that employees should supervise the machines. For the Autonomy level, Porter & Heppelmann (2014) and Kermorgant (2018) propose the use of autonomous robots to produce without direct employee intervention. In fact, although the selection of articles here is limited, the literature on the use of autonomous robots for production work is extensive.

The anti-error principle is addressed at the monitoring level by Kolberg & Zühlke (2015) and Mayr et al. (2018) by using the Internet of Things in a similar way as the Andon principle, which was described above. In addition, augmented reality is proposed by Kolberg & Zühlke (2015) and Mayr et al. (2018) to allow employees to obtain visual feedback if errors occur. At the control level, Mrugalska and Wyrwika (2017) propose the use of the Internet of Things to ensure that the right products go to the right workstations and automatically redirect products in the event of referral errors. At the autonomy level, Krueger et al. (2019) and Nikolakis et al. (2019) use autonomous robots that detect and correct detected production errors themselves.

In-station quality control is associated with a number of articles. At the monitoring level, Big data and the Internet of Things are proposed. Boersch et al. (2018), Carvajal Soto et al. (2019), Cochran et al. (2016) and Peres et al. (2018) suggest using Big data analysis to identify defect trends. In particular, Peres et al. (2018) propose the IDARTS system, which uses massive data analysis and the Internet of Things to perform real-time quality control. At the optimization level, Cristalli et al. (2013) use the Internet of Things to feed an agent-based optimization model, the GRACE project (InteGration of pRocess and quAlity Control using multi-agEnt technology), and detect manufacturing defects, particularly by analyzing equipment vibrations. At the autonomy level, Ma et al. (2017) propose the SLAE-CPS system, which combines the Internet of Things, autonomous robots and cloud computing, allowing anomalies to be detected and corrections to be made autonomously on the product. Cristalli et al. (2013), also in the GRACE project, provide that quality agents can communicate and modify production

parameters to improve quality in the event of a problem. Eleftheriadis and Myklebust (2016) present the IFaCOM (Intelligent Fault Correction and self-Optimizing Manufacturing Systems) project, which takes advantage of the Internet of Things to achieve zero defects. This system can be associated with the Control level and the Autonomy level, depending on the level of intelligence associated with defect correction. The main concept is based on the use of the Internet of Things to monitor quality parameters, in order to suggest corrections to the production system in real time and to adapt parameters, also in real time.

2.4.3 Waste reduction

In the waste reduction category, the principle of eyes for waste at the monitoring capability level can be improved by using the Internet of Things (e.g. Brintrup et al. 2010; Buer et al. 2018; CEFRIO 2016; Mrugalska and Wyrwika 2017; Mayr et al. 2018; Uhlemann et al. 2017). The idea shared by the authors is to take advantage of real-time product tracking to see product expectations and unnecessary transportation. This information can then be used to reduce waste. Sony (2018) offers horizontal integration of systems between different departments within an organization to make information more accessible and to identify waste. Stojanovic et al. (2015) propose using Big data to identify, in real time, unusual conditions in the production system and the identification of root causes. Simulation is also proposed to identify sources of waste (e.g. Ellgass et al. 2018; Kitazawa et al. 2016; Uhlemann et al. 2017; Zhuang et al. 2018). These authors use the concept of digital twin, which is a simulated copy of a production system. Among them, Zhuang et al. (2018) use a digital twin to simulate scenarios for solving production problems on a virtual copy of a production system. This enables ideas to be tested, and allows managers to choose the most promising ones.

2.4.4 People and Teamwork

Linked to the People and Teamwork category, only the Cross-Training principle appears to be improved by Industry 4.0. To facilitate employee training, at the monitoring level, various authors propose the use of visual augmented reality interfaces to provide additional information to the employee on the tasks to be performed and to provide real-time feedback on errors made in a training context (e.g. Al-Ahmari et al. 2016; Longo et al. 2017; Segovia et al. 2015). For their part, Lu & Yue (2011) suggest the use of simulation to facilitate employee training, allowing employees to train in a simulated environment. At the optimization level, Al-Ahmari et al. (2016) propose the use of augmented reality to optimize the training process itself.

2.4.5 Foundations

Other principles, included here in the Foundations category, are improved by Industry 4.0. First, at the monitoring level, the continuous Improvement principle can take advantage of augmented reality. Davies et al. (2017) and Tyagi & Vadrevu (2015) suggest using this technology to visualize Value Stream Mapping (VSM) and value chain mapping. Sony (2018) proposes using system integration to facilitate information sharing and value mapping creation. At the optimization level, Stojanovic & Milenovic (2018) integrate Big data analysis and numerical twin simulation into a continuous improvement process aimed at finding an optimal solution. Kamar and Kie (2018), on the other hand, use real-time simulation in the context of continuous improvement to optimize the production system in terms of stocks, movements, overproduction and waiting.

With regards to the leveled production principle, at the optimization level, Mayr et al. (2018) mention the use of Anapro software, which takes advantage of Big data to smooth production, thus optimizing production planning.

At the monitoring level, augmented reality is proposed by Longo et al. (2017) to make processes stable and standardized. More specifically, they present the concept of “smart operator,” in which the operator is assisted by different technological means, including an augmented reality visual device, to help him/her perform the standardized tasks to be performed for each product. The aim here is to achieve a level of surveillance. With regards to the autonomy level, Boudella et al. (2018) and Wang et al. (2017) offer autonomous robot applications, namely a picking robot (Boudella et al. 2018) and a corobot that works in conjunction with an operator (Wang et al. 2017), which helps standardize work procedures.

Visual management can take advantage of several Industry 4.0 technologies. Various authors use the Internet of Things to obtain information on the status of the production system and to make it available to employees, corresponding to the monitoring level (e.g. Alexopoulos et al. 2018; Brintrup et al. 2010; Bonci et al. 2016; Cao et al. 2017; Davies et al. 2017; Hwang et al. 2017; Mayr et al. 2018; Mousavi and Siervo 2017; Saez et al. 2018; Zhong et al. 2015; Zhuang et al. 2018). Tao et al. (2017) and Zhong et al. (2015, 2016) suggest using cloud computing to make information related to the production system available. Also, Zhong et al. (2015, 2016) use Big data to extract relevant information from the large amount of data collected by the sensors distributed in the production system. Saez et al. (2018), on the other hand, propose the

use of simulation to provide visual data to managers, while Kolberg & Zühlke (2015) propose the use of augmented reality to present this data.

To support the Toyota philosophy, at the monitoring level, Sony (2018) and Sanders et al. (2016) suggest a vertical integration of systems between suppliers and customers to facilitate the identification and sharing of customer value.

		Autonomous Robots	Simulation	System integration	Internet of Things	Cloud	Augmented reality	Big data and analytics	Cybersecurity		Monitoring	Control	Optimization	Autonomy
Just-in-time	Takt time planning									0				
	Continuous flow	4	10	4	9	3		1		31	10		15	6
	Pull system		2		7	1				10	6		2	2
	Quick changeover		1							1			1	
	Integrated logistics	2		1	1					4	2			2
Jidoka	Automatic stops									0				
	Andon				3					3	2	1		
	Person-machine separation	2								2				2
	Error-proofing	2			3		2			7	4	1		2
	In-station quality control	1			5	1		4		11	5		1	5
	Solve root cause of problem									0				
Waste Reduction	Genshi Genbutsu									0				
	5 Why's									0				
	Eyes for waste		4	1	6			1		12	12			
	Problem solving									0				
People and Team work	Selection									0				
	Common goals									0				
	Ringi decision making									0				
	Cross-trained		1				4			5	4		1	
Foundations	Continuous improvement		2	1			2	1		6	3		3	
	Leveled production (heijunka)							1		1			1	
	Stable and Standardized processes	2					1			3	1			2
	Visual Management		1		10	3	1	2		17	17			
	Toyota Way Philosophy			2						2	2			
		13	21	9	44	8	10	10	0	115				
Monitoring			8	7	31	6	9	7		68				
Control					2						2			
Optimization			13	1	5	1	1	3					24	
Autonomy		13		1	6	1								21

Figure 4 : Summary of occurrences

2.5 Discussion and research perspectives

Based on Table 1, Figure 4 presents a summary of the occurrences obtained in each situation. It underlines the areas of research that have so far been most exploited by researchers, through theoretical proposals or actual technology deployments. It becomes possible to highlight Lean principles that have a greater potential for improvement by Industry 4.0 for different levels of capability. In addition, it is possible to identify areas that have been under-exploited to date or Lean principles that represent little or no potential for improvement through the use of Industry 4.0 technologies.

First, we note that the categories of Lean principles that are most improved by Industry 4.0 technologies are Just-in-Time (46 occ.), Foundations (29 occ.) and Jidoka (23 occ.). Among these categories, the most covered principles are continuous flow (31 occ.), visual management (17 occ.), eyes for waste (12 occ.), in-station quality control (11 occ.) and pull system (10 occ.). The Lean principle categories least affected are Waste Reduction (12 occ.) and People and Teamwork (5 occ.). Among these two, the principles that were not in any publications identified were Genshi Genbutsu, 5 Why's, problem solving, employee selection, common goals and ringi decision-making. In Japanese companies, the traditional decision-making process is called "Ringi". The word "Ringi" is made of two parts, the first one is "Rin", meaning to submit a proposal to a supervisor, and the second one is "Gi", meaning deliberation and decision (Sagi 2015).

Softer principles such as these, which are more focused on communication between employees and creativity, do not seem to be subject to improvements by Industry 4.0 technologies at this time. It is also worth noting the imbalance between the various elements constituting the foundations of Lean and in particular the low number of occurrences associated with the principles of stable and standardized processes (3 occ.) and leveled production (1 occ.). It is of interest to study to what extent any questioning of these basic principles is likely to call into question the application of the other principles associated with Just-In-Time and Jidoka. The conditions for adopting Industry 4.0 technologies and the link with corporate culture also seem to be issues that are of interest, considering the small number of articles referring to the Toyota way philosophy (2 occ.).

The technologies most commonly used to improve Lean principles are the Internet of Things (44 occ.), simulation (21 occ.), autonomous robots (13 occ.), augmented reality (10 occ.) and Big data and analytics (10 occ.). The Internet of Things and augmented reality are used

primarily to support the monitoring level (31 and 9 occ.), while, predictably, autonomous robots mainly support the autonomy level (13 occ.). Simulation is the most widely used technology at the optimization level (13 occ.). Technologies with low representation are cybersecurity (0 occ.), the cloud (8 occ.) and horizontal and vertical system integration (9 occ.).

Regarding the capability levels, it should be noted that the monitoring capability level was significantly more studied than the others, with 68 occurrences out of a total of 115. For this level of capability, the articles found mainly concern the Lean principles of visual management (17 occ.), eyes for waste (12 occ.) and continuous flow (10 occ.). The main technologies used in the monitoring level are the Internet of Things (31 occ.), augmented reality (9 occ.) and simulation (8 occ.). The Optimization capability level follows with 24 articles, 21 articles for the autonomy level and 2 articles for the control level. This result can demonstrate the relative novelty of the Industry 4.0 paradigm. Nevertheless, this does indicate the need for further work on the use of Industry 4.0 technologies for other capability levels.

The articles can also be distinguished by the size of the companies targeted in their application of the various technologies of Industry 4.0. Of the 60 articles identified, 9 articles deal specifically with large enterprises, while 8 articles deal with small and medium-sized enterprises (SMEs), as well as 43 articles that do not specify the size of the targeted enterprises.

Also, the articles presented do not all have the same degree of progress in their implementation. Some present theoretical applications of the technologies, i.e. 26 articles, while others present real applications in the production context, i.e. 34 articles.

In light of the results obtained, it seems that some Industry 4.0 technologies can improve the implementation of Lean principles in manufacturing companies. The latter would benefit from deploying these technologies to improve their efficiency. However, Industry 4.0 alone does not cover all Lean principles and does not replace them with the management approach that Lean represents, especially with respect to principles related to employee reflection and imagination in finding solutions for improvement. In addition, articles on theoretical or practical applications of Industry 4.0 technologies are currently positioned, mainly at the monitoring capability level. While this level is sufficient for a large number of companies, others may benefit from additional research on other capability levels.

A relevant research perspective would be to validate the impact of Industry 4.0 technologies on industrial systems. To support Lean principles, these technologies hold promise, regardless of the level of capability targeted. However, very few articles aim to demonstrate the real gain in

business productivity. For each implementation of 4.0 technology in support of a particular Lean principle, performance indicators should be measured to validate the impact.

Another research perspective would be to investigate how Industry 4.0 technologies could affect the health and safety of employees. Best safety for employees is a principle included in Liker's TPS house diagram, but only rare research draws a link between this principle and Industry 4.0. Brito et al. (2019) proposed a literature review on ergonomics and Lean, with an opening towards Industry 4.0, but without clarifying how the safety of employees could benefit from these technologies.

Also, a subject that is not studied specifically by researchers is the link between Industry 4.0 and collaboration or teamwork. Lean management puts forward the principle of People and teamwork in order to reduce waste and find solutions to improve processes in a collaborative manner. For example, rapid improvement events (or Kaizen) are used to gather people and make them work together to solve a specific situation. Buer et al. (2018) point out that few studies have been conducted to study the impact of industry 4.0 on continuous improvement efforts (Kaizen), teamwork, workforce involvement and autonomy, 5S and more generally on the link with so-called "soft" lean practices that concerns people and relations. However, Prifti et al (2017) and Hecklau et al (2016) have identified the key competencies necessary for the deployment of industry 4.0 and both stress the importance of abilities such as working in teams, collaboration, problem solving and decision-making. Camarinha-Matos et al. (2017) claim that "collaboration" is at the heart of most challenges in Industry 4.0 and Schuh et al.(2014) suggested how cyber-physical systems lead to new forms of collaboration and can play a pivotal role in increasing productivity.

Conclusion

The purpose of this article has been to propose a characterization of the impacts of Industry 4.0 technologies on the different Lean principles according to capability levels. A literature review was first conducted to identify possible links between Industry 4.0 and Lean principles. Subsequently, an analysis of the capability levels of the various works made it possible to classify the proposed uses of the technologies. The most improved Lean principles are those related to the themes of Just-in-time and Jidoka, while the least improved are those related to the themes of Waste reduction and People and teamwork. Also, the most commonly suggested

technologies to improve Lean principles are the Internet of Things and simulation. In addition, the monitoring capability level is mainly represented by technologies that improve Lean principles.

According to these results, technologies from Industry 4.0 do not seem to cover the integratedness of Lean principles, but can reinforce the efficiency of these principles. Although, specific Lean principles, such as levelled production and standardized and stable processes, could be questioned. However, Industry 4.0 does not replace Lean management principles, which must be pursued in companies. There is, therefore, a clear need to pursue the deployment of Lean management while improving certain Lean principles using Industry 4.0 technologies, according to the capability level targeted. This paper provides a better understanding of the link between Industry 4.0 and Lean by specifically quantifying the Lean principles that are more or less reinforced by Industry 4.0 technologies.

Further research should be undertaken to suggest new applications for Industry 4.0 technologies to further support Lean principles at the control, optimization and autonomy levels. In addition, it would be relevant to test, in plant-school or manufacturing contexts, the extent to which Industrial 4.0 technologies improve the implementation of Lean principles and, ultimately, the productivity of manufacturing companies.

References

- Al-Ahmari, A. M., M. H. Abidi, A. Ahmad, and S. Darmoul. 2016. "Development of a Virtual Manufacturing Assembly Simulation System." *Advances in Mechanical Engineering* 8 (3): 1–13. [doi:10.1177/1687814016639824](https://doi.org/10.1177/1687814016639824).
- Alexopoulos, K., K. Sipsas, E. Xanthakis, S. Makris, and D. Mourtzis. 2018. "An Industrial Internet of Things Based Platform for Context-Aware Information Services in Manufacturing." *International Journal of Computer Integrated Manufacturing* 31 (11): 1111–1123. [doi:10.1080/0951192X.2018.1500716](https://doi.org/10.1080/0951192X.2018.1500716).
- Alves, G., J. Roßmann, and R. Wischnewski. 2009. "A Discrete-Event-Simulation Approach for Logistic Systems with Real Time Resource Routing and VR Integration." *International Journal of Computer and Information Engineering* 3 (10): 821–826. [doi:10.5281/zenodo.1061844](https://doi.org/10.5281/zenodo.1061844).

Anthony, P. 2017. “Lean Manufacturing and Industry 4.0.” *Advanced Manufacturing.org*, October.

Azambuja, M., T. Schnitzer, M. Sahin, and F. Lee. 2013. “Enabling lean supply with a cloud computing platform - An exploratory case study.” 21st Annual Conference of the International Group for Lean Construction, IGLC 2013, 815–824.

Block, C., D. Lins, and B. Kuhlenkötter. 2018. “Approach for a Simulation-Based and Event-Driven Production Planning and Control in Decentralized Manufacturing Execution Systems.” *Procedia CIRP* 72: 1351–1356. doi:10.1016/j.procir.2018.03.204.

Boersch, I., U. Füssel, C. Gresch, C. Großmann, and B. Hoffmann. 2018. “Data Mining in Resistance Spot Welding: A NonDestructive Method to Predict the Welding Spot Diameter by Monitoring Process Parameters.” *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 99 (5-8): 1085–1099. doi:10.1007/s00170-016-9847-y.

Bonci, A., M. Pirani, and S. Longhi. 2016. “A Database-Centric Approach for the Modeling, Simulation and Control of Cyber-physical Systems in the Factory of the Future.” *IFAC-PapersOnLine* 49 (12): 249–254. doi:10.1016/j.ifacol.2016.07.608.

Boudella, M. E. A., E. Sahin, and Y. Dallery. 2018. “Kitting Optimisation in Just-in-Time Mixed-Model Assembly Lines: Assigning Parts to Pickers in a Hybrid Robot–Operator Kitting System.” *International Journal of Production Research* 56 (16): 5475–5494. doi:10.1080/00207543.2017.1418988.

Brintrup, A., D. Ranasinghe, and D. McFarlane. 2010. “RFID Opportunity Analysis for Leaner Manufacturing.” *International Journal of Production Research* 48 (9): 2745–2764. doi:10.1080/00207540903156517.

Brito, M. F., A. L. Ramos, P. Carneiro, and M. A. Gonçalves. 2019. “Ergonomic Analysis in Lean Manufacturing and Industry 4.0 – A Systematic Review.” In *Lean Engineering for Global Development*, edited by A. C. Alves, S. Flumerfelt, A. B. Siriban-Manalang, and F.-J. Kahlen, 95–127. doi:10.1007/978-3-030-13515-7_4.

Buer, S. V., J. O. Strandhagen, and F. T. S. Chan. 2018. “The Link Between Industry 4.0 and Lean Manufacturing: Mapping Current Research and Establishing a Research Agenda.” *International Journal of Production Research* 56 (8): 2924–2940. doi:10.1080/00207543.2018.1442945.

- Camarinha-Matos, L. M., R. Fornasiero, and H. Afsarmanesh. 2017. "Collaborative Networks as a Core Enabler of Industry 4.0." *Working Conference on Virtual Enterprises*. Springer, Cham. doi:10.1007/978-3-319-65151-4_1.
- Cao, W., P. Jiang, P. Lu, B. Liu, and K. Jiang. 2017. "Real-time Data-Driven Monitoring in job-Shop Floor Based on Radio Frequency Identification." *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 92 (5-8): 2099–2120. doi:10.1007/s00170-017-0248-7.
- Carvajal Soto, J. A., F. Tavakolizadeh, and D. Gyulai. 2019. "An Online Machine Learning Framework for Early Detection of Product Failures in an Industry 4.0 Context." *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. doi:10.1080/0951192X.2019.1571238.
- CEFRIO. 2016. *Prendre part à la révolution manufacturière? Du rattrapage technologique à l'Industrie 4.0 chez les PME* [Getting on the Manufacturing Revolution? Technological Catching Up with Industry 4.0 by SME]. Montréal: CEFRIO.
- Cho, F. 2002. *The Toyota Way* 2001. Toyota Institute, Toyota Motor Europe Marketing & Engineering.
- Cochran, D. S., D. Kinard, and Z. Bi. 2016. "Manufacturing System Design Meets Big Data Analytics for Continuous Improvement." *Procedia CIRP* 50: 647–652. doi:10.1016/j.procir.2016.05.004.
- Cristalli, C., M. Foehr, T. Jäger, P. Leitao, N. Paone, P. Castellini, C. Turrin, and I. Schjolberg. 2013. "Integration of Process and Quality Control Using Multi-Agent Technology." *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, 1–6. doi:10.1109/ISIE.2013.6563737.
- Davies, R., T. Coole, and A. Smith. 2017. "Review of Socio-Technical Considerations to Ensure Successful Implementation of Industry 4.0." *Procedia Manufacturing* 11: 1288–1295. doi:10.1016/j.promfg.2017.07.256.
- Dombrowski, U., T. Richter, and P. Krenkel. 2017. "Inter-dependencies of Industrie 4.0 & Lean Production Systems - a Use Cases Analysis." *27th International Conference on Flexible Automation and Intelligent Manufacturing (FAIM2017)*, *Procedia Manufacturing* 11: 1061–1068. doi:10.1016/j.promfg.2017.07.217.
- Eleftheriadis, R. J., and O. Myklebust. 2016. "A Guideline of Quality Steps towards Zero Defect Manufacturing in Industry." *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 332–340.

- Ellgass, W., N. Holt, H. Saldana-Lemus, J. Richmond, A. V. Barenji, and G. Gonzalez-Badillo. 2018. "A digital twin concept for manufacturing systems." *ASME International Mechanical Engineering Congress and Exposition, Proceedings (IMECE)*. doi:10.1115/IMECE2018-87737.
- Fasth-Berglund, Å, F. Palmkvist, P. Nyqvist, S. Ekered, and M. Åkerman. 2016. "Evaluating Cobots for Final Assembly in Procedia CIRP." 44: 175–180. doi:10.1016/j.procir.2016.02.114.
- Hecklau, F., M. Galeitzke, S. Flachs, and H. Kohl. 2016. "Holistic Approach for Human Resource Management in Industry 4.0." *Procedia CIRP* 54: 1–6. doi:10.1016/j.procir.2016.05.102.
- Heger, J., S. Grundstein, and M. Freitag. 2017. "Online-scheduling Using Past and Real-Time Data: An Assessment by Discrete Event Simulation Using Exponential Smoothing." *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology* 19: 158–163. doi:10.1016/j.cirpj.2017.07.003.
- Hofmann, E., and M. Rüsçh. 2017. "Industry 4.0 and the Current Status as Well as Future Prospects on Logistics." *Computers in Industry* 89: 23–34. doi:10.1016/j.compind.2017.04.002.
- Hwang, G., J. Lee, J. Park, and T.-W. Chang. 2017. "Developing Performance Measurement System for Internet of Things and Smart Factory Environment." *International Journal of Production Research* 55 (9): 2590–2602. doi:10.1080/00207543.2016.1245883.
- Ismail, H. S., L. Wang, and J. Poolton. 2015. "A Simulation Based System for Manufacturing Process Optimisation." *IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management*, Jan: 963–967. doi:10.1109/IEEM.2014.7058781.
- Kamar, A. N. N., and C. J. Kie. 2018. "Using Discrete Event Simulation to Evaluate the Performance of Lean Manufacturing Implementation: A Case Study of an Electronic Manufacturer Company." *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, Mar: 426–426. doi:10.1016/j.ejor.2015.08.036.
- Kermorgant, O. 2018. "A Magnetic Climbing Robot to Perform Autonomous Welding in the Shipbuilding Industry." *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 53: 178–186. doi:10.1016/j.rcim.2018.04.008.
- Khanchanapong, T., D. Prajogo, A. S. Sohal, B. K. Cooper, A. C. L. Yeung, and T. C. E. Cheng. 2014. "The Unique and Complementary Effects of Manufacturing Technologies and Lean

Practices on Manufacturing Operational Performance.” *International Journal of Production Economics* 153 (C): 191–203. doi:10.1016/j.ijpe.2014.02.021.

Kitazawa, M., S. Takahashi, T. B. Takahashi, A. Yoshikawa, and T. Terano. 2016. “Combining Workers’ Behavior Data and Real Time Simulator for a Cellular Manufacturing System.” *World Automation Congress Proceedings*, October. doi:10.1109/WAC.2016.7583024.

Kohler, D., and J. D. Weisz. 2016. *Industrie 4.0 - Les défis de la transformation numérique du modèle industriel allemand* [Industry 4.0: Challenges of Digital Transformation for the German Industrial Model]. Paris: La Documentation Française.

Kolberg, D., and D. Zühlke. 2015. “Lean Automation Enabled by Industry 4.0 Technologies.” *IFAC-PapersOnLine* 48 (3): 1870–1875. doi:10.1016/j.ifacol.2015.06.359.

Krueger, V., F. Rovida, B. Grossmann, R. Petrick, M. Crosby, A. Charzoule, G. Martin Garcia, S. Behnke, C. Toscano, and G. Veiga. 2019. “Testing the Vertical and Cyber-Physical Integration of Cognitive Robots in Manufacturing.” *Robotics and Computer Integrated Manufacturing* 57: 213–229. doi:10.1016/j.rcim.2018.11.011.

Kück, M., J. Ehm, M. Freitag, E. M. Frazzon, and R. Pimentel. 2016. “A Data-Driven Simulation-Based Optimisation Approach for Adaptive Scheduling and Control of Dynamic Manufacturing Systems.” *Advanced Materials Research* 1140: 449–456. doi:10.4028/www.scientific.net/amr.1140.449.

Kumar, M., R. Vaishya, and P. Parag. 2018. “Real-Time Monitoring System to Lean Manufacturing.” *Procedia Manufacturing* 20: 135–140. doi:10.1016/j.promfg.2018.02.019.

Leitão, P., A. W. Colombo, and S. Karnouskos. 2016. “Industrial Automation Based on Cyber-Physical Systems Technologies: Prototype Implementations and Challenges.” *Computers in Industry* 81: 11–25. doi:10.1016/j.compind.2015.08.004.

Levratti, A., G. Riggio, C. Fantuzzi, A. De Vuono, and C. Secchi. 2019. “TIREBOT: A Collaborative Robot for the Tire Workshop.” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 57: 129–137. doi:10.1016/j.rcim.2018.11.001.

Leyh, C., S. Martin, and T. Schäffer. 2017. “Industry 4.0 and Lean Production – A Matching Relationship? An Analysis of Selected Industry 4.0 Models.” *Proceedings of the Federated Conference on Computer Science and Information Systems* 11: 989–993. doi:10.15439/2017F365.

- Li, H., and A. V. Savkin. 2018. "An Algorithm for Safe Navigation of Mobile Robots by a Sensor Network in Dynamic Cluttered Industrial Environments." *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 54: 65–82. doi:10.1016/j.rcim.2018.05.008.
- Liker, J. K. 2004. *The Toyota Way: 14 Management Principles from the World's Greatest Manufacturer*. New York: McGraw-Hill.
- Longo, F., L. Nicoletti, and A. Padovano. 2017. "Smart Operators in Industry 4.0: A Human-Centered Approach to Enhance Operators' Capabilities and Competencies Within the New Smart Factory Context." *Computers and Industrial Engineering* 113: 144–159. doi:10.1016/j.cie.2017.09.016.
- Lu, Y., K. C. Morris, and S. Frechette. 2016. *Current Standards Landscape for Smart Manufacturing Systems*. National Institute of Standards and Technology (NIST), U.S. Department of Commerce. doi:10.6028/NIST.IR.8107.
- Lu, S., and H. Yue. 2011. "Real-time data driven visual simulation of process manufacturing: A case study." *Proceedings of the 2011 Chinese Control and Decision Conference, CCDC 2011*, 1806–1809. doi:10.1109/CCDC.2011.5968491.
- Ma, J., Q. Wang, and Z. Zhao. 2017. "SLAE–CPS: Smart Lean Automation Engine Enabled by Cyber-Physical Systems Technologies." *Sensors* 17 (7): 1–22. doi:10.3390/s17071500.
- Mao, J., H. Xing, and X. Zhang. 2018. "Design of Intelligent Warehouse Management System." *Wireless Personal Communications* 102 (2): 1355–1367. doi:10.1007/s11277-017-5199-7.
- Mayr, A., M. Weigelt, A. Kuhl, S. Grimm, A. Erll, M. Potzel, and J. Franke. 2018. "Lean 4.0 - A Conceptual Conjunction of Lean Management and Industry 4.0." *51st CIRP Conference on Manufacturing Systems, Procedia CIRP* 72: 622–628. doi:10.1016/j.procir.2018.03.292.
- Metan, G., I. Sabuncuoglu, and H. Pierreval. 2010. "Real Time Selection of Scheduling Rules and Knowledge Extraction Via Dynamically Controlled Data Mining." *International Journal of Production Research* 48 (23): 6909–6938. doi:10.1080/00207540903307581.
- Moeuf, A., R. Pellerin, S. Lamouri, S. Tamayo-Giraldo, and R. Barbaray. 2017. "The Industrial Management of SMEs in the Era of Industry 4.0." *International Journal of Production Research* 56 (3): 1118–1136. doi:10.1080/00207543.2017.1372647.
- Mousavi, A., and H. R. A. Siervo. 2017. "Automatic Translation of Plant Data Into Management Performance Metrics: A Case for Real-Time and Predictive Production Control."

International Journal of Production Research 55 (17): 4862–4877.
[doi:10.1080/00207543.2016.1265682](https://doi.org/10.1080/00207543.2016.1265682).

Mrugalska, B., and M. K. Wyrwicka. 2017. “Towards Lean Production in Industry 4.0.” *7th International Conference on Engineering, Project, and Production Management, Procedia Engineering* 182: 466–473. [doi:10.1016/j.proeng.2017.03.135](https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.03.135).

Müller, R., M. Vette-Steinkamp, L. Hörauf, C. Speicher, and D. Burkhard. 2018. “Development of an Intelligent Material Shuttle to Digitize and Connect Production Areas with the Production Process Planning Department.” *Procedia CIRP* 72: 967–972. [doi:10.1016/j.procir.2018.03.216](https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.216).

Netland, T. H. 2015. “Industry 4.0: Where Does It Leave Lean?” *Lean Management Journal* 5 (2): 22–23. Available at: <https://the-lmj.com/2015/04/industry-4-0-where-does-it-leave-lean/>.

Nikolakis, N., V. Maratos, and S. Makris. 2019. “A Cyber Physical System (CPS) Approach for Safe Human-Robot Collaboration in a Shared Workplace.” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 56: 233–243. [doi:10.1016/j.rcim.2018.10.003](https://doi.org/10.1016/j.rcim.2018.10.003).

Peres, R. S., A. Dionisio Rocha, P. Leitao, and J. Barata. 2018. “IDARTS – Towards Intelligent Data Analysis and Real-Time Supervision for Industry 4.0.” *Computers in Industry* 101: 138–146. [doi:10.1016/j.compind.2018.07.004](https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.07.004).

Porter, M. E., and J. E. Heppelmann. 2014. “How Smart, Connected Products Are Transforming Competition.” *Harvard Business Review* 92: 64–88.

Prifti, L., M. Knigge, H. Kienegger, and H. Krcmar. 2017. “A Competency Model for “Industrie 4.0” Employees.” *13th International Conference on Wirtschaftsinformatik*.

Prinz, C., N. Kreggenfeld, and B. Kuhlenkotter. 2018. “Lean Meets Industrie 4.0 – a Practical Approach to Interlink the Method World and Cyber-Physical World.” *8th Conference on Learning Factories 2018 - Advanced Engineering Education & Training for Manufacturing Innovation, Procedia Manufacturing* 23: 21–26. [doi:10.1016/j.promfg.2018.03.155](https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.03.155).

Rüßmann, M., M. Lorenz, P. Gerbert, M. Waldner, J. Justus, P. Engel, and M. Harnisch. 2015. “Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries.” Boston Consulting Group, April 9. <https://www.zvw.de/media.media.72e472fb-1698-4a15-8858-344351c8902f.original.pdf>.

Saez, M., F. Maturana, K. Barton, and D. Tilbury. 2015. “Real-time hybrid simulation of manufacturing systems for performance analysis and control.” *IEEE International Conference*

on *Automation Science and Engineering*, October, 526–531.
[doi:10.1109/CoASE.2015.7294133](https://doi.org/10.1109/CoASE.2015.7294133).

Saez, M., F. P. Maturana, K. Barton, and D. M. Tilbury. 2018. “Real-Time Manufacturing Machine and System Performance Monitoring Using Internet of Things.” *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering* 15 (4): 1735–1748. [doi:10.1109/TASE.2017.2784826](https://doi.org/10.1109/TASE.2017.2784826).

Sagi, S. 2015. “Ringi System: The Decision Making Process in Japanese Management Systems: An Overview.” *International Journal of Management and Humanities* 1 (7): 10–11. ISSN: 2394-0913.

Sanders, A., C. Elangeswaran, and J. Wulfsberg. 2016. “Industry 4.0 Implies Lean Manufacturing: Research Activities in Industry 4.0 Function as Enablers for Lean Manufacturing.” *Journal of Industrial Engineering and Management* 9 (3): 811–833. [doi:10.3926/jiem.1940](https://doi.org/10.3926/jiem.1940).

Sanders, A., K. R. K. Subramanian, T. Redlich, and J. P. Wulfsberg. 2017. “Industry 4.0 and Lean Management – Synergy or Contradiction?” In *Advances in Production Management Systems. The Path to Intelligent, Collaborative and Sustainable Manufacturing*.

APMS 2017. IFIP Advances in Information and Communication Technology, 514, edited by H. Lödding, R. Riedel, K. D. Thoben, G. von Cieminski, and D. Kiritsis, 341–349. [doi:10.1007/978-3-319-66926-7_39](https://doi.org/10.1007/978-3-319-66926-7_39).

Schuh, G., T. Potente, R. Varandani, C. Hausberg, and B. Fränken. 2014. “Collaboration Moves Productivity to the Next Level.” *Procedia CIRP* 17: 3–8. [doi:10.1016/j.procir.2014.02.037](https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.037).

Segovia, D., H. Ramírez, M. Mendoza, M. Mendoza, E. Mendoza, and E. González. 2015. “Machining and Dimensional Validation Training Using Augmented Reality for a Lean Process.” *Procedia Computer Science* 75: 195–204. [doi:10.1016/j.procs.2015.12.238](https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.238).

Snyman, S., and J. Bekker. 2017. “Real-time Scheduling in a Sensorised Factory Using Cloud-Based Simulation with Mobile Device Access.” *South African Journal of Industrial Engineering* 28 (4): 161–169. [doi:10.7166/28-4-1860](https://doi.org/10.7166/28-4-1860).

Sony, M. 2018. “Industry 4.0 and Lean Management: A Proposed Integration Model and Research Propositions.” *Production & Manufacturing Research* 6 (1): 416–432. [doi:10.1080/21693277.2018.1540949](https://doi.org/10.1080/21693277.2018.1540949).

- Stojanovic, N., M. Dinic, and L. Stojanovic. 2015. "Big Data Process Analytics for Continuous Process Improvement in Manufacturing." *Proceedings - 2015 IEEE International Conference on Big Data*, 1398–1407. doi:10.1109/BigData.2015.7363900.
- Stojanovic, N., and D. Milenovic. 2018. "Data-driven Digital Twin Approach for Process Optimization: An Industry Use Case." *Proceedings - 2018 IEEE International Conference on Big Data*, 4202–4211. doi:10.1109/BigData.2018.8622412.
- Tao, F., J. Cheng, Y. Cheng, S. Gu, T. Zheng, and H. Yang. 2017. "SDMSim: A Manufacturing Service Supply Demand Matching Simulator Under Cloud Environment." *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing* 45: 34–46. doi.org/10.1016/j.rcim.2016.07.001.
- Tyagi, S., and S. Vadrevu. 2015. "Immersive Virtual Reality to Vindicate the Application of Value Stream Mapping in an US-Based SME." *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 81 (5-8): 1259–1272. doi:10.1007/s00170-015-7301-1.
- Uhlemann, T. H.-J., C. Lehmann, and R. Steinhilper. 2017. "The Digital Twin: Realizing the Cyber-Physical Production System for Industry 4.0." *Procedia CIRP* 61: 335–340. doi:10.1016/j.procir.2016.11.152.
- Wagner, T., C. Herrmann, and S. Thiede. 2017. "Industry 4.0 Impacts on Lean Production Systems." *Procedia CIRP* 63: 125–131. doi:10.1016/j.procir.2017.02.041.
- Wang, X. V., Z. Kemény, J. Váncza, and L. Wang. 2017. "Human-robot Collaborative Assembly in Cyber-Physical Production: Classification Framework and Implementation." *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, April. doi:10.1016/j.cirp.2017.04.101.
- Womack, J. P., and D. T. Jones. 2003. *Lean Thinking*. 1st edn. New York: Simon & Schuster.
- Womack, J., D. Jones, and D. Roos. 1990. *The Machine That Changed the World*. New York: Rawson Associates.
- Yuan, L., Y. Guo, F. Wei, K. Lu, J. Jiang, and L. Nian. 2016. "Radio Frequency Identification-Enabled Monitoring and Evaluating in the Discrete Manufacturing Process." *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture* 231 (12): 2184–2196. doi:10.1177/0954405415620986.
- Zhong, R. Y., S. Lan, C. Xu, Q. Dai, and G. Q. Huang. 2015. "Visualization of RFID-Enabled Shopfloor Logistics Big Data in Cloud Manufacturing." *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 84 (1-4): 5–16. doi:10.1007/s00170-015-7702-1.

Zhong, R. Y., S. T. Newman, G. Q. Huang, and S. Lan. 2016. “Big Data for Supply Chain Management in the Service and Manufacturing Sectors: Challenges, Opportunities, and Future Perspectives.” *Computers and Industrial Engineering* 101: 572–591. [doi:10.1016/j.cie.2016.07.013](https://doi.org/10.1016/j.cie.2016.07.013).

Zhuang, C., J. Liu, and H. Xiong. 2018. “Digital Twin-Based Smart Production Management and Control Framework for the Complex Product Assembly Shop-Floor.” *International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 96 (1-4): 1149–1163. [doi:10.1007/s00170-018-1617-6](https://doi.org/10.1007/s00170-018-1617-6).

Appendix 1

Keyword/No of articles	SCOPUS	Google Scholar
‘Industry 4.0’ and ‘Lean’	163	5,920
‘Industrie 4.0’ and ‘Lean’	18	1,710
‘Smart industry 4.0’ and ‘Lean’	0	5
‘Autonomous robots’ and ‘Lean’	4	1,410
‘Collaborative robots’ and ‘Lean’	6	312
‘Cobots’ and ‘Lean’	3	194
‘Simulation’ and ‘Lean’	5,670	257,000
‘Communication machine to machine ‘ and ‘Lean’	0	6
‘Internet of Things’ and ‘Lean’	119	10,700
‘cloud’ and ‘Lean’	309	91,900
‘system integration’ and ‘Lean’	64	10,900
‘augmented reality’ and ‘Lean’	46	5,960
‘virtual reality’ and ‘Lean’	140	16,100
‘data mining’ and ‘Lean’	116	25,500
‘big data’ and ‘Lean’	90	17,100
‘cyber physical system ‘ and ‘Lean’	51	1,020
‘autonomous robots’ and ‘manufacturing’	135	14,300
‘collaborative robots’ and ‘manufacturing’	139	2,190
‘simulation’ and ‘real-time’	99,321	2,040,000
‘big data’ and ‘manufacturing’	1,384	22,900
Total	107,778	2,268,384

Table 2 : Search results in each database.

Chapitre 3. Modèle de type d'autonomie et renforcement du processus décisionnel par les technologies de l'Industrie 4.0 (Article 2)

Résumé

La mise en œuvre des technologies de l'Industrie 4.0 laisse entrevoir des répercussions importantes sur la productivité des systèmes de production et l'amélioration des processus décisionnels. Cependant, de nombreux industriels ont des difficultés à déterminer dans quelle mesure ces différentes technologies peuvent renforcer l'autonomie des équipes et des systèmes opérationnels.

Cet article aborde cette question en proposant un modèle décrivant différents types d'autonomie et la contribution des technologies de l'Industrie 4.0 au renforcement des différentes étapes des processus décisionnels. Le modèle a été confronté à un ensemble de cas d'application issus de la littérature. Il en ressort que les améliorations apportées par les nouvelles technologies sont significatives du point de vue de la prise de décision et peuvent éventuellement favoriser la mise en œuvre de nouveaux modes d'autonomie.

Les décideurs peuvent s'appuyer sur le modèle proposé pour mieux comprendre les opportunités liées à la fusion des espaces cybernétiques, physiques et sociaux rendue possible par l'Industrie 4.0.

Abstract

The implementation of Industry 4.0 technologies suggests significant impacts on production systems productivity and decision-making process improvements. However, many manufacturers have difficulty determining to what extent these various technologies can reinforce the autonomy of teams and operational systems. This article addresses this issue by proposing a model describing different types of autonomy and the contribution of 4.0

technologies in the various steps of the decision-making processes. The model was confronted with a set of application cases from the literature. It emerges that new technologies' improvements are significant from a decision-making point of view and may eventually favor implementing new modes of autonomy. Decision-makers can rely on the proposed model to better understand the opportunities linked to the fusion of cybernetic, physical, and social spaces made possible by Industry 4.0.

Keywords: Industry 4.0, decision-making, decision types, autonomous production system, CPPS, human, H-CPS, Lean; Problem solving.

3.1 Introduction

Many researchers have described the potential benefits of Industry 4.0 technologies to improve production systems' productivity and profitability [1-3]. In this sense, there is a close link between Lean and Industry 4.0 as many companies have already partially or fully implemented principles and tools from the Lean management approach [4]. However, previous studies have shown that the principles associated with problem-solving and employees and teamwork currently seem to be little or not improved by Industry 4.0 technologies [5]. However, implementing these high-level principles of Lean and Toyota Production System, as described in the 4 P model proposed by J. Liker [6], is based on a singular decision-making process. Indeed, problem-solving as an element of continuous improvement and learning, is based on decisions taken on the ground (gemba decisions) in a consensual manner by carefully examining all the options (nemawashi) before a rapid implementation of the actions resulting from the decisions taken [6]. In the context of the search for complementarities between Lean and Industry 4.0, the impact and role of Industry 4.0 technologies on the decision-making process is of particular interest.

Sari et al. [7] point out that the implementation level of Industry 4.0 technologies increases as the manufacturing firms' size increases. While ERP system, Supply Chain Management (SCM) and near real-time production control system can play a vital role for manufacturers in the context of Industry 4.0 especially in transition countries, future research needs to consider the full range of technologies that are considered facilitators of Industry 4.0 [8]. These technologies are numerous. Many authors present different lists of 4.0 technologies [2, 9-13]. They all agree

on their capability to enhance communication, flexibility, real-time feedback, and improve how humans make decisions to solve problems in a production context.

Indeed, improving decision-making processes is a recurring focus and a primary objective in deploying these technologies [14-17]. Several research studies focus on production data-based decision-making for process design, scheduling, planning, and control [17]. Different types of autonomy of the production system are possible and are determined by which steps of the decision-making process are (or are not) enhanced. The difficulty of detecting abnormal situations or opportunities for improvements of the current system depends on the complexity of the information being integrated, the number of possible solutions, and the managers' interest in empowering the production systems.

As such, no previous research clearly illustrates how 4.0 technologies can enhance a decision-making process and how it may affect the autonomy of the resources involved. This article addresses this issue by analyzing the impact of Industry 4.0 technologies on decision-making in production systems at the work center level and by proposing a decision-making process model describing different types of autonomy.

The remainder of the paper is structured as follows. The following section presents a literature review on the decision-making process in an operational context. In Section 3, the proposed decision-making process applied to the operational context is described and the different types of autonomy levels. The proposed model is then validated in Section 4, based on a comparison with a set of case studies from the literature. Section 5 presents future works and a conclusion.

3.2 Literature review

Highlighting the difficulty for manufacturing firms to establish a deployment strategy for industry 4.0 technologies, [17] proposed an intelligent factory model around 8 eight distinct thematic perspectives. The authors note that problems related to decision-making are common to several of these categories but stress the need to make it a research focus in its own right to analyze and develop concepts for data-based decision-making situations in manufacturing, using the different technologies of Industry 4.0.

On the other hand, the human decision-making process has been studied in many fields, including psychology and management. It has been analyzed and described by numerous research studies in various operational [18], strategic [19], or crisis contexts [20]. Intuitive and

analytical strategies were also investigated in laboratory experiments or field observations to study judgements and decision-making under complex conditions [21-23].

Simon [24] was one of the first to propose a formal decision-making model called IDC. According to this model, a decision goes through three phases: Investigation, Design, and Selection. The Investigation phase consists of formulating the problem and identifying a gap between the current situation and the desired situation. In the Design phase, the subject develops possible actions to resolve the situation and tries to predict these different actions' impact on their environment. In the Selection phase, the different actions are compared, ranked, and selected.

Mintzberg [19] took up ideas from Simon's model but sought to list all the approaches to human decision-making in a specific context, namely strategic corporate decisions. By analyzing 25 decisions from different companies, he proposed a decision-making model that includes all the possibilities that were enumerated. The proposed phases by Mintzberg [19] are similar to Simon [24], but he describes them in terms of seven central "routines": Recognition, Diagnosis, Search, Screen, Design, Evaluation-Choice, Authorisation. Also, he notes three sets of routines that support the central phases, decision control, communication, and political. Mintzberg [19] attempted to present the processes used in human decision-making and not an ideal decision-making process. His model also predicts possible interruptions in the process and the jumps in routines that companies have made.

This interest in describing the actual decision-making process has been followed by a trend towards Naturalistic Decision Making (NDM) [25]. Following this trend, authors have focused on the biases and limitations of human decision-making, particularly in situations of time constraints [26] or crisis [25, 27]. The body of knowledge associated with the NDM that emerged in the 1980s changed the approach to decision-making. There was a shift from "normative" models that describe how rational decisions should be made to models that describe the decisions that are actually made [28]. Some work has highlighted the particularities of decision-making in naturalistic contexts [29] and the unrealistic nature of some of the assumptions underlying rational choice theory [25]. In an operational context, agents are subject to constraints that do not allow them to analyze a large amount of information and consider all of the available choices or make complex calculations to evaluate different options and their potential impacts. Other researchers have described models of decision-making that do not necessarily lead to an optimal decision, but where the decision-making process activities are

carried out by humans or through automation [30, 31]. However, this work does not connect or acknowledge various technologies that can be employed.

In contrast, other authors have proposed perfect decision-making models, particularly in the literature related to the development of artificial intelligence and intelligent agents, including BDI (Beliefs-Desire-Intention) models [32, 33]. This type of model, inspired by human decision-making models, is then used to design artificial decision-making systems. However, these models rely on targeted technologies, including simulation techniques, massive data analysis, and artificial intelligence. However, none of these models link to the full range of technologies associated with Industry 4.0 by analyzing the opportunities offered by the joint contribution of various technologies.

The DMN (Decision Model and Notation) standard was recently developed by the Object Management Group (OMG) [34] to model decisions in an understandable way and has been adopted by both industry and academia. This standard aims to form a bridge between business process models and decision logic models by introducing a Decision Requirements Diagram that defines the decisions to be made in business processes, their interrelationships, and their requirements for decision logic. It can be used for modeling human decision-making, the requirements for automated decision-making, or for implementing automated decision-making. Group decision-making is always better than individual decisions [35], and DMN models can describe collaborative organizational decisions, their governance, and the business knowledge required for them. This standard is rather dedicated to operational decisions taken as part of daily operational processes, rather than strategic decision-making for which there are fewer rules and representations. This standard defines the word “decision” as the act of choosing among multiple possible options or the option that is chosen. Hasic et al. [36] point out that DMN was only studied and implemented in a static fashion despite the dynamic nature of modern knowledge-intensive systems. Decision schema change patterns have not received any attention so far. Therefore, this type of model still seems unsuitable for operational decisions taken in a changing and uncertain environment for which the decision rules, input data, and business knowledge are not pre-established at least in advance. Besides, some articles attempt to link with Decision Support System (DSS) research or show how certain technologies can facilitate the implementation of this standard. Still, none of them encompass the possibilities offered by the full range of technologies in industry 4.0.

The literature associated with Industry 4.0 proposes real-time decision-making in a decentralized but coordinated manner at a global level, with people and machines working

together. These developments promote the flexibility and agility of systems at the operational level by increasing their responsiveness and autonomy [10]. However, the research work currently being carried out in this model does not go into the decision-making process's details. It has been largely described by analyzing human decision-making. Still, the questioning of these models and their limits by the introduction of all Industry 4.0 technologies has not yet been studied. Therefore, it seems that no current model studies the reinforcement using 4.0 technologies in the different decision-making process stages, which, in an operational context, can be carried out by an individual or a group to define standard or tailor-made solutions in an increasingly changing and uncertain production environment. This paper, therefore, aims to propose different types of operational decision-making processes based on the use of various technologies.

3.3 Decision-making model in Industry 4.0 operational context

3.3.1 Decision-making process

Based on Mintzberg's [19] model described earlier, we propose the following decision-making process in an operational context (Figure 5).

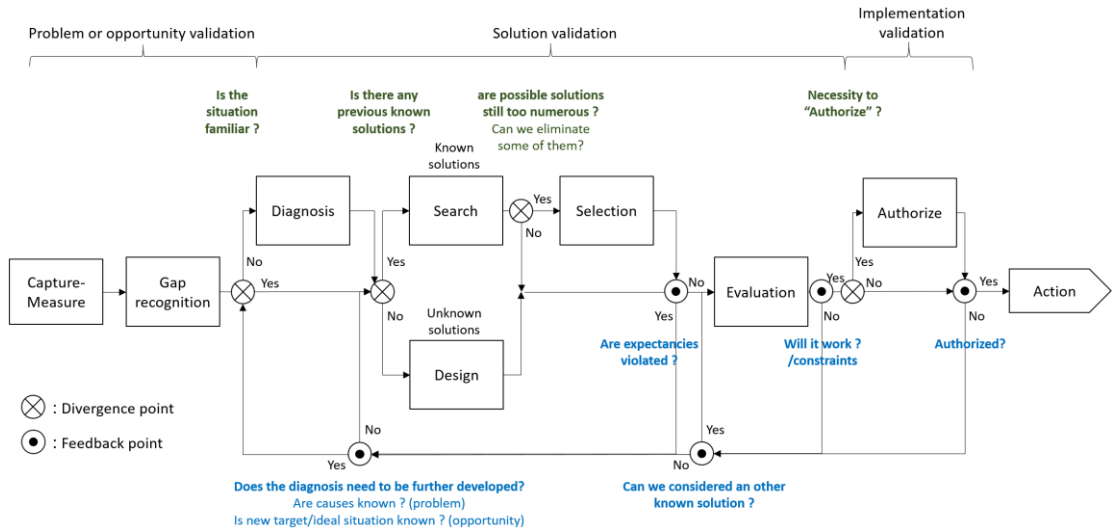


Figure 5 : Proposed decision-making process in an operational context

Like Mintzberg's [19] model, this process consists of 3 phases: Problem or opportunity validation, Solution validation, and Implementation validation. The Problem or Opportunity Validation phase includes the Capture-Measure and Gap recognition steps. The Capture-Measure step consists of collecting information in real-time in the production system. The

second step, Gap recognition, consists of recognizing an abnormal situation, i.e., a discrepancy between the current situation and the desired situation that requires a reaction from the production center.

For the Solution validation phase, the Diagnosis, Search, Design, and Selection steps are used. The Diagnosis step corresponds to the Diagnosis step of Mintzberg's [19] model, i.e., understanding cause and effect relationships in the situation under study. Subsequently, depending on whether or not solutions are known to address the identified problem, a choice will be made between the Search or Design steps. If solutions are known, the Search step is used to look among the possible solutions to find those that offer an adequate response to the problem. If no solution is known, the Design step is preferred where it is necessary to design a new solution to the problem or modify a known solution. Afterward, if the Selection step allows, we look to eliminate inappropriate solutions to limit the number of solutions to be evaluated. Then, the Evaluation step allows us to compare the solutions and ensure that the selected solution will solve the situation. Finally, the third phase includes a single step: Authorize. Here, an authorization is issued either by the production center itself (the operator or the machine) or a higher hierarchical entity (a team leader, a manager, or a centralized computer system).

This decision-making model is non-sequential, and several types of feedback are possible. This is particularly the case when the Selection step leads to eliminating all known solutions identified in the Search step. If the understanding of the situation allows it, the Design step can then be engaged directly to identify a tailor-made solution. Otherwise, the Diagnosis step is undertaken to identify the root causes of the problem, define the target situation precisely, and analyze the conditions for reducing the current situation gap. This same type of feedback can occur if the Evaluation step leads to the rejection of all known or custom-designed solutions or if the Authorize step does not lead to approval for implementing the selected and proposed solution. Shorter feedback can be used to evaluate only solutions that have already been identified but were not evaluated or retained in the first instance.

3.3.2 Industry 4.0 decision-making support model

Technologies from Industry 4.0 can help operators and/or machines to carry out one or more steps of the decision-making process. Depending on the company's needs and the specific characteristics of the production center, more or fewer steps in the decision-making process may be supported and enhanced by one or more Industry 4.0 technologies.

Porter and Heppelmann [1] propose a model of the various uses of Industry 4.0 technologies but from the perspective of intelligent and connected products rather than a manufacturing production context. More specifically, they propose four levels called capacity levels. These levels are incremental, and each builds on the previous one. These capacity levels are: 1- Monitoring, 2- Control, 3-Optimization, and 4-Autonomy. A few authors have taken these levels, including [2] and [10]. Comparing this highly structured model designed for intelligent products with the decision-making model described above has revealed certain limitations. The Porter and Heppelmann [1] model does not cover some scenarios in complex decision-making processes that generally involve humans. For example, the implementation of the solution Evaluation step differs between standard and custom solutions. The type of enhancement provided by 4.0 technologies is not the same in these two cases. The treatment around the authorization step is also not specified. While this step can be bypassed for decisions made locally on a relatively small perimeter and often of limited complexity, this is not the case when integrating the high levels of autonomy targeted by Industry 4.0. The extended scope of responsibility given to operational teams or systems requires that decisions taken in a decentralized manner remain consistent with optimizing the overall system. New technologies can be mobilized to facilitate and strengthen horizontal, vertical, or end-to-end information exchanges. Depending on the type of decision and the level of autonomy targeted, it is possible to make decision-making more collaborative while maintaining a high level of responsiveness of the operational system.

Inspired by the four capability levels of Porter and Heppelmann's [1] products, seven types of decision-making autonomy are proposed based on Industry 4.0 technologies for manufacturing systems (Figure 6). For every operational context, a specific type of autonomy should be targeted while taking into account the more or less stable and predictable nature of the operating environment, the nature and complexity of the decisions to be made, their importance and impact, the skill level and scope of responsibility of the operational teams, the managerial model, and the corporate culture. These seven types of autonomy are therefore not incremental. They are not mutually inclusive and do not present a gradation in terms of intelligence and autonomy. Rather, they respond to different needs for decision-making assistance and enhancement depending on the help needed and whether the solutions are known or not. The seven types of autonomy based on Industry 4.0 technologies in a manufacturing context are as follows: 1) Cyber Monitoring, 2) Cyber Search, 3) Standard Decision Support, 4) Cyber Control, 5) Cyber Design, 6) Customized Decision Support and 7) Cyber Autonomy. These

types of autonomy are distinguished according to the possible quantity of solutions sought and according to the specific steps enhanced or supported by the 4.0 technology involved.

Customized solutions	1. Cyber monitoring <ul style="list-style-type: none"> - Enhanced data capture and measure - Enhanced gap recognition - Enhanced diagnosis (if necessary) 	5. Cyber Design <ul style="list-style-type: none"> - Enhanced data capture and measure - Enhanced gap recognition - Enhanced diagnosis (if necessary) - Optional reinforcement of search, selection, evaluation or authorize, but only for standard solutions (possible anteriority but design required in the end) - Enhanced solution design because no known solutions 	6. Customized Decision Support <ul style="list-style-type: none"> - Enhanced data capture and measure - Enhanced gap recognition - Enhanced diagnosis (if necessary) - Optional reinforcement of search, selection, evaluation or authorize only for standard solutions - Enhanced solution design because no known solutions possible - Enhanced evaluation 	7. Cyber Autonomy <ul style="list-style-type: none"> - Enhanced data capture and measure - Enhanced gap recognition - Enhanced diagnosis (if necessary) - Enhanced solution search & selection (possible anteriority but design required) - Enhanced solution design because no known solutions possible - Enhanced evaluation - Enhanced authorization 	
		Standard solutions	2. Cyber Search <ul style="list-style-type: none"> - Enhanced data capture and measure - Enhanced gap recognition - Enhanced diagnosis (if necessary) - Enhanced solution search among pre-established known solutions 	3. Standard Decision Support <ul style="list-style-type: none"> - Enhanced data capture and measure - Enhanced gap recognition - Enhanced diagnosis (if necessary) - Enhanced solution search & selection or design - Enhanced evaluation 	4. Cyber Control <ul style="list-style-type: none"> - Enhanced data capture and measure - Enhanced gap recognition - Enhanced diagnosis (if necessary) - Enhanced solution search among pre-established known solutions - Enhanced selection (if too many solutions) - Enhanced evaluation - Enhanced authorization
		Enhanced data collection	Enhanced solution search	Enhanced solution search & evaluation	Enhanced solution search & evaluation & authorization

Figure 6 : Model of types of autonomy: an Industry 4.0 decision-making support model

The following figures highlight each type of autonomy, the steps of the decision-making process that can be enhanced, optionally or not, by the different Industry 4.0 technologies. Some types of autonomy do not mobilize certain steps, which then appear as hatched. The main questions managed at divergence points appear in green and those conditioning the crossing of the feedback points appear in blue.

The Cyber Monitoring type corresponds to the enhancement of the Capture and Measure and Gap recognition steps. Here, we allow for an improvement in the collection of production data and analyzing this data to detect an abnormal situation or an opportunity for improvement. Any technology does not enhance the search for solutions in Industry 4.0, and the other steps of the decision-making process are left to humans. However, in some cases, the Diagnosis step can be enhanced to prepare better the steps dedicated to searching for standard or customized solutions. Figure 7 shows the application of Cyber Monitoring to the proposed decision-making process.

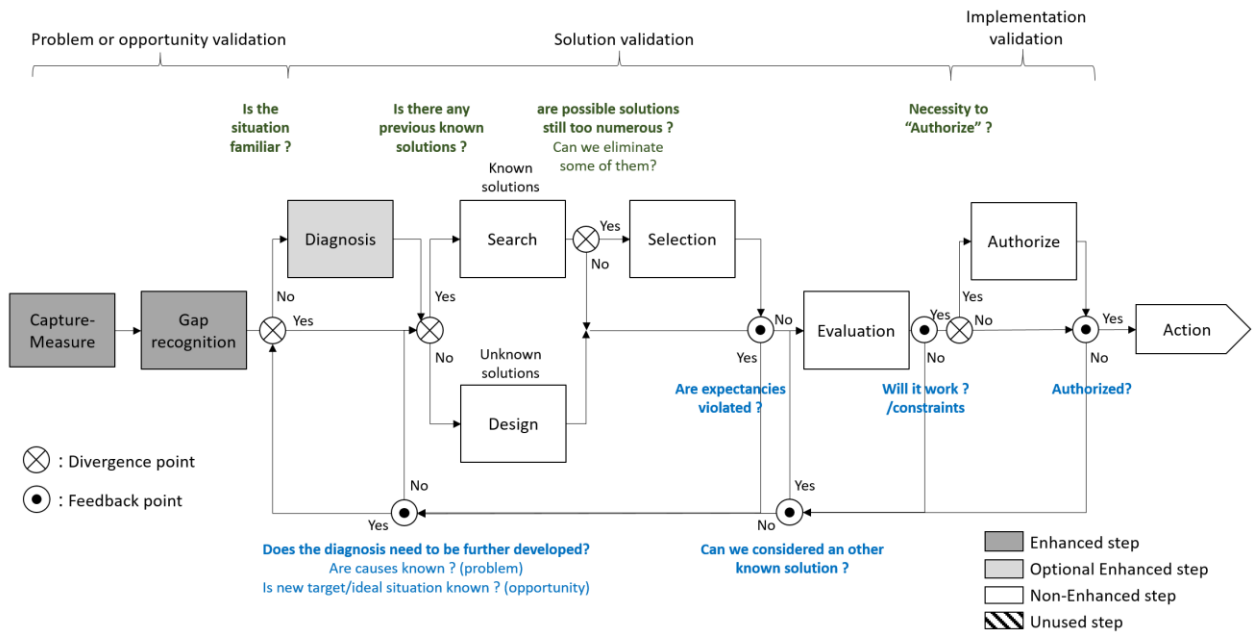


Figure 7 : Enhanced steps in the Cyber Monitoring type

The Cyber Search type corresponds, like the Cyber Monitoring type, to enhance the Capture-Measure and Gap recognition steps using 4.0 technologies, but adding optional support for the Diagnostic step if the reasons behind the observed deviation are not immediately recognized. Also, if the system knows solutions to resolve the situation, the Search step is enhanced to find the possible solution(s) to be applied. A human user provides the following steps. Figure 8 shows the application of the Cyber Search type to the proposed decision-making process.

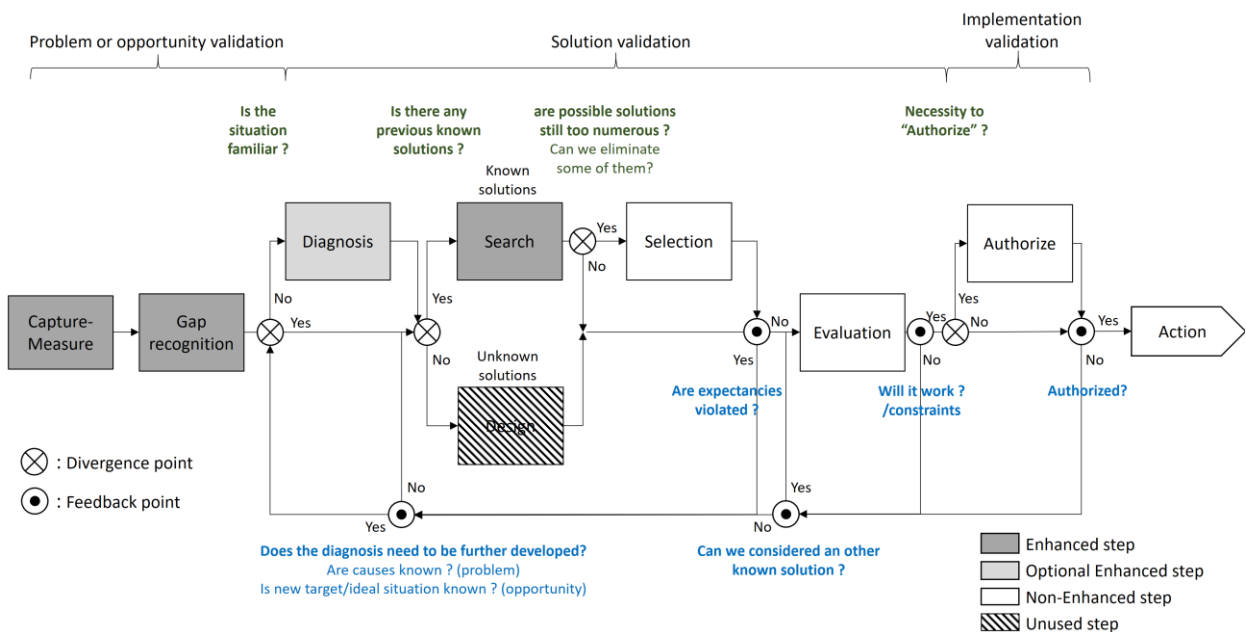


Figure 8 : Enhanced steps in the Cyber Search type

The Standard Decision Support type shown in Figure 9 is similar to the Cyber Search type and subsequently supports the Selection and Evaluation decision-making steps. Thus, for a situation where solutions are known, a search for solutions (Search step) is carried out. The Selection step follows this if more than one solution is possible. This step aims to limit the number of solutions that will then be evaluated by eliminating what is unfeasible. The Evaluation step is also enhanced in order to determine the most appropriate solution, notably by anticipating the consequences of implementing the solutions identified in the Search step and filtered by the Selection step.

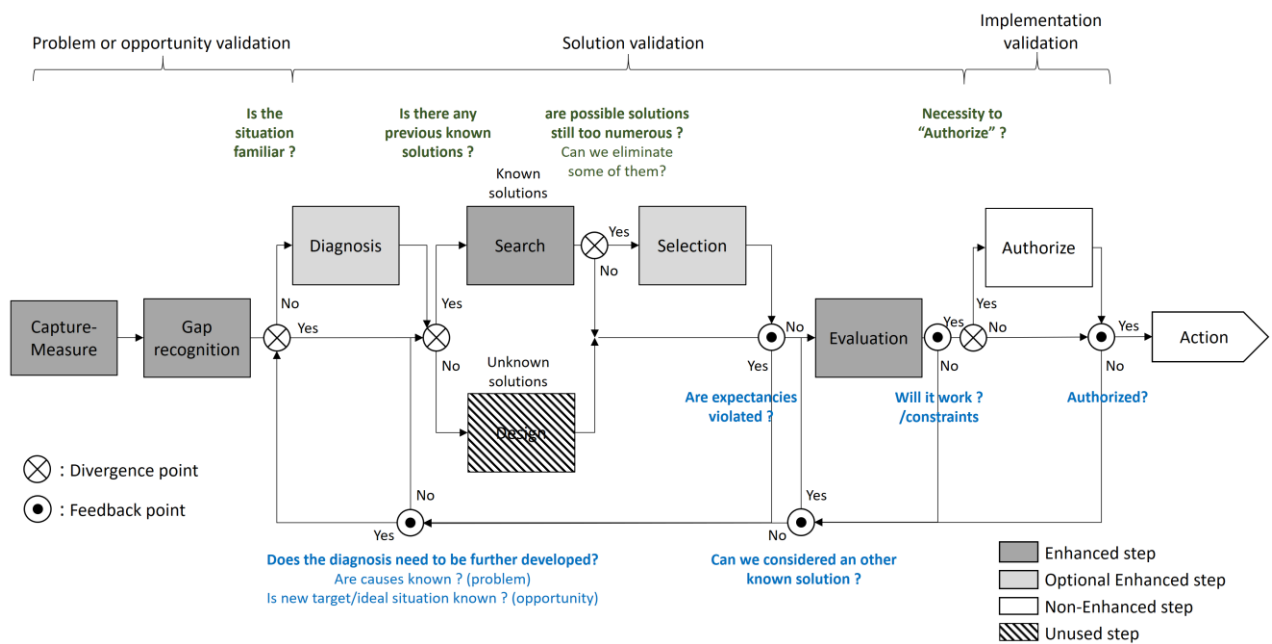


Figure 9 : Enhanced steps in the Standard Decision Support type

The Cyber Control type assists in all of the decision-making steps if solutions are known. The final step, authorizing the action, is also enhanced to facilitate the action's commitment when it has to be approved at a level other than the perimeter from which the chosen solution emanates. Figure 10 shows the application of Cyber Control to the proposed decision-making process.

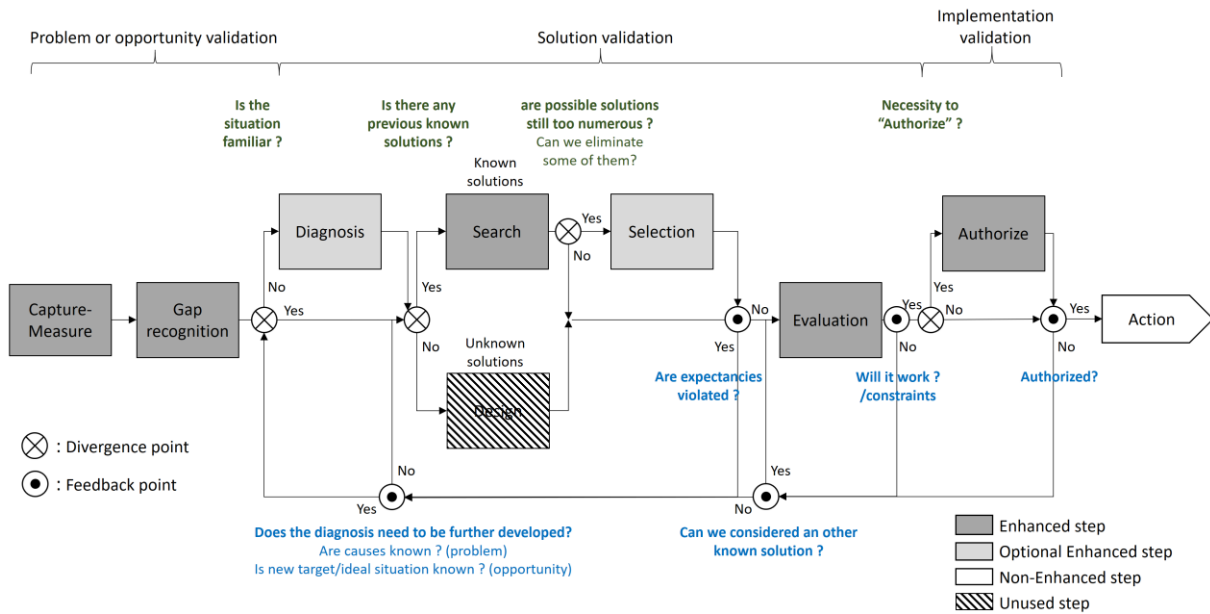


Figure 10 : Enhanced steps in the Cyber Control type

The Cyber Design type is similar to the Cyber Search type, but in a situation where no possible solution is known. Here, it is the Design step that is enhanced to design a tailor-made solution. The search for a standard solution based on the optional enhancement of the Search, Selection, Evaluation, and Authorize steps may sometimes have preceded the design step's mobilization but without success. The preferred technologies 4.0 must build a new solution that would reduce the gap in the production system. The steps that follow the Design step are then left to the human's responsibility without any special assistance. Figure 11 shows the application of the Cyber Design type to the proposed decision-making process.

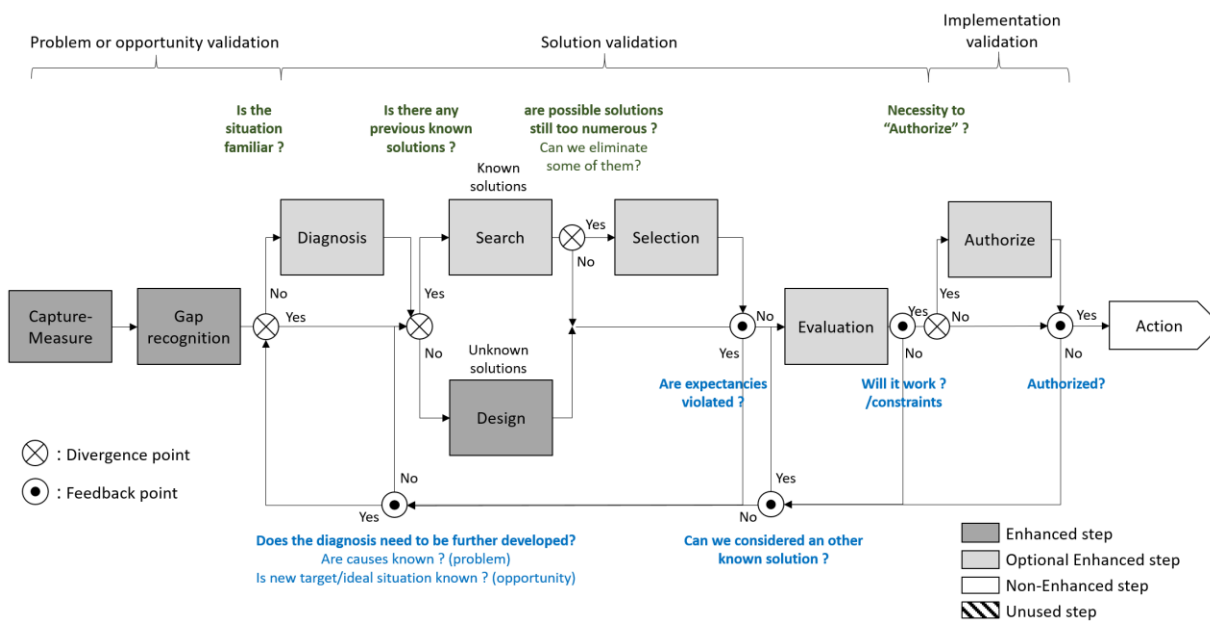


Figure 11 : Enhanced steps in the Cyber Design type

The Customized Decision Support type is similar to the Cyber Design type, with the addition of the Evaluation step enhancement. The Search and Selection steps could have been activated beforehand to identify known solutions that proved to be either unsuitable or ineffective. Feedback then leads to a search for a tailor-made solution at the Design step. The evaluation step's enhancement is more complex than in the Standard Decision Support type because this process must evaluate tailor-made solutions that are not known beforehand. The Authorization step remains the only one that is the responsibility of the human without any assistance. Figure 12 shows the application of the Customized Decision Support type to the proposed decision-making process.

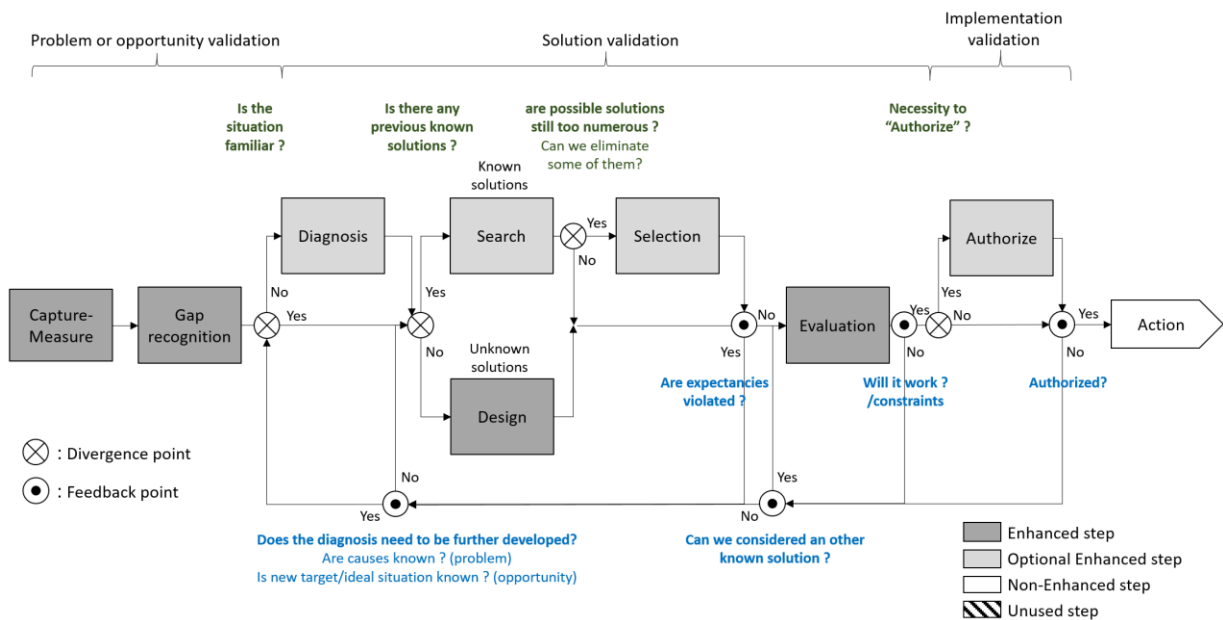


Figure 12 : Enhanced steps in the Customized Decision Support type.

Finally, the Cyber Autonomy type is based on the Customized Decision Support type, with the addition of the Authorize step's enhancement. In this case, as with the Cyber Control type, no step is performed by human users without assistance. However, any type of situation corresponding to problems or opportunities associated with known or unknown solutions can be handled autonomously throughout the operational teams' decision-making process. Figure 13 shows the application of the Cyber Autonomy type to the proposed decision-making process.

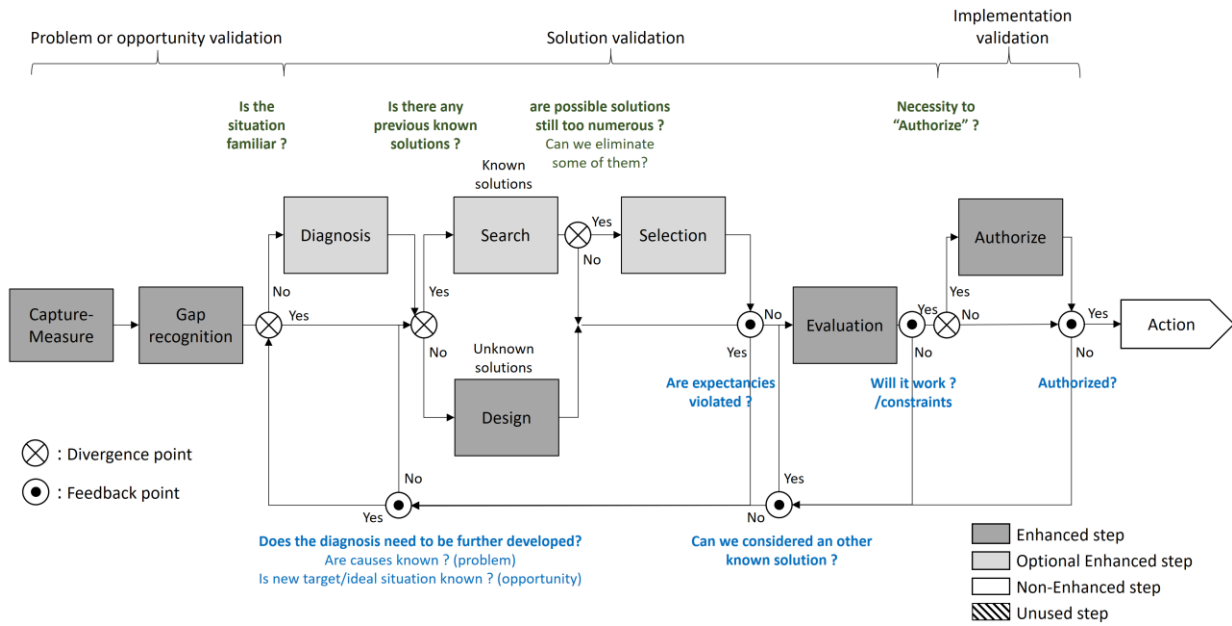


Figure 13 : Enhanced steps in the Cyber Autonomy type.

3.4 Model validation

For validation purposes, the model was compared with case studies found in the literature. These cases were targeted using the keywords "industry 4.0" OR "industry 4.0" AND "use case" OR "case study" in the SCOPUS database. By focusing on articles related to the theme "Decision Sciences", we were able to identify 180 papers, over a third (69) of which were related to engineering and production. An analysis of these articles led to the exclusion of 37 articles for the following reasons:

- the use cases were associated with the technical validation of the implementation of one or more technologies of the industry 4.0 and not how they are used to support or control an operational system;
- the use cases did not make a direct link to identify decision-making in an operational context; and
- the use cases did not sufficiently detail the use of industry 4.0 technologies or were not sufficiently described.

The remaining 32 articles identified 41 cases in which the application of technologies from Industry 4.0 could be linked to one of the seven types of autonomy based on the technologies proposed in our model. It should be noted that very few application cases are dated before 2017,

and their number has been increasing since then. Their connection to the different types of autonomy has been achieved by an in-depth reading of the articles and a systematic questioning in relation to the conditions of activation of the steps and branches specific to each type of autonomy of the model. Another researcher carried out a double analysis to verify the reproducibility of the proposed linkage. Table 3 presents the result of this analysis, making it possible to confirm that the proposed model can cover all of the described application cases.

It has emerged from this analysis that 2 out of every 3 cases today correspond to Cyber monitoring. Conversely, some types of autonomy still seem very far from being mature. For example, no application case could be linked to the Standard decision support type. This may seem surprising at first glance because operational excellence and continuous improvement approaches, already widely used in operational contexts, encourage capitalizing on the solutions identified during problem resolution to turn them into reaction standards. Although cases of Cyber search applications have been identified to enhance the search for already known standard solutions, the evaluation of these solutions is still mainly carried out by humans.

Several cases correspond to Cyber control but relate to decisions that are still relatively uncomplicated or related to a still limited scope of responsibility. We have found articles that foresee future developments corresponding to the Cyber design type but without any real implementation at the moment. For example, some applications concern the feedback and analysis of information from the field to continually readjust the design of highly customized products or continuously adapt the rules applied by a maintenance department to monitor equipment. This implies a strengthening of interoperability between different information systems, which in many cases is still a major technological barrier. The Customized support decision type always seems to be reserved for applications in process industries. This is probably explained by the need to have already a large database and the high level of complexity and cost associated with implementing this type of autonomy.

We find cases of Cyber autonomy for applications realized in an experimental framework and the realization of precise actions for which the choice of the chosen solution depends on clearly identified and measurable parameters. As the possibility of achieving this level of autonomy is often evoked in the literature, we did not find any already functional application cases for more complex decisions for which the interdependencies between data and variables are either unknown or uncertain or when the data, constraints, objectives or knowledge are non-explicit.

	1. Cyber monitoring	2. Cyber Search	3. Standard Decision Support	4. Cyber Control	5. Cyber Design	6. Customized Decision Support	7. Cyber Autonomy
Soic R., Vukovic M., Skocir P., Jezic G. (2020) [37]	X						
Aliev K., Antonelli D., Awouda A., Chiabert P. (2019) [38]	X						
Antón S.D., Schotten H.D. (2019) [39]	X						
Bakakeu J., Brossog M., Zeitler J., Franke J., Tolksdorf S., Klos H., Peschke J. (2019) [40]	X						X
Burow K., Franke M., Thoben K.-D. (2019) [41]	X						
Chiacchio F., D'Urso D., Compagno L., Chiarenza M., Velardita L. (2019) [42]	X						
Conzon D., Rashid M.R.A., Tao X., Soriano A., Nicholson R., Ferrera E. (2019) [43]							X
Giehl A., Schneider P., Busch M., Schnoes F., Kleinwort R., Zaeh M.F. (2019) [44]	X						
Loske M., Rothe L., Gertler D.G. (2019) [45]	X						
Miehle D., Meyer M.M., Luckow A., Bruegge B., Essig M. (2019) [46]				X			
Pusch A., Noël F. (2019) [47]	X	X					
Rabelo R.J., Zambiasi S.P., Romero D. (2019) [48]	X	X				X	
Sala R., Pirola F., Dovero E., Cavalieri S. (2019) [49]	X						
Subramanian D., Murali P., Zhou N., Ma X., Cesar Da Silva G., Pavuluri R., Kalagnanam J. (2019) [50]						X	
Cagnin R.L., Guilherme I.R., Queiroz J., Paulo B., Neto M.F.O. (2018) [51]				X			
Freitag M., Wiesner S. (2018) [52]	X						
Luetkehoff B., Blum M., Schroeter M. (2018) [53]	X						
Mittal S., Romero D., Wuest T. (2018) [54]	X						
Molka-Danielsen J., Engelseth P., Wang H. (2018) [55]	X						
Monizza G. P., Rojas R.A., Rauch E., Garcia M.A.R., Matt D.T. (2018) [56]							X
Nesi P., Pantaleo G., Paolucci M., Zaza I. (2018) [57]	X						
Roda I., Macchi M., Fumagalli L. (2018) [58]	X						
Serrano D. C., Chavarría-Barrientos D., Ortega A., Falcón B., Mitre L., Correa R., Moreno J., Funes R., Gutiérrez A. M. (2018) [59]	X						
Badarinath R., Prabhu V.V. (2017) [60]	X			X			
Dragičević N., Ullrich A., Tsui E., Gronau N. (2017) [61]	X			X			
Durão L.F.C.S., Haag S., Anderl R., Schützer K., Zancul E. (2017) [62]	X						
Innerbichler J., Gonul S., Damjanovic-Behrendt V., Mandler B., Strohmeier F. (2017) [63]	X						
Lall M., Torvatn H., Seim E.A. (2017) [64]	X						
Saldivar A.A.F., Goh C., Li Y., Yu H., Chen Y. (2017) [65]	X						
Sandor H., Genge B., Haller P., Graur F. (2017) [66]	X						
Tedeschi S., Emmanouilidis C., Farnsworth M., Mehnen J., Roy R. (2017) [67]	X						
Adeyeri M.K., Mpofu K., Adenuga Olukorede T. (2015) [68]	X	X		X			X
	27	3	0	5	0	2	4

Table 3 : Distribution of the use cases on the different types of autonomy

The distribution of application cases across the different types of autonomy is now very unbalanced. The dominant weight of Cyber monitoring marks the fact that the priority today is to enhance the detection of problems and opportunities to start the decision-making process as early as possible. It also marks the potential for further progress in deploying new technologies to enhance the entire decision-making process. The mass of data that many companies are

currently building up through the implementation of Cyber monitoring is a capital that is still poorly valued. It seems to us that this will inevitably call for an extension of the digitization approaches already undertaken to aim for types of autonomy that would cover a greater part of the steps in the decision-making process. However, the complexity of implementing certain types of autonomy, the associated risks, particularly in terms of cybersecurity, the related costs, a sometimes low ROI, the repercussions at the managerial and social levels, and the consideration of environmental issues are all reasons that may not necessarily justify enhancing all steps of the decision-making process. Therefore, we can expect to gradually migrate towards a more balanced distribution of the application cases over the different types of autonomy in the years to come, without necessarily converging towards types of autonomy such as Cyber control or Cyber autonomy.

3.5 Conclusion and future developments

A model of seven types of autonomy associated with the decision-making process in an operational context and based on Industry 4.0 technologies for manufacturing systems was proposed. The model contributes to the current literature on Industry 4.0 by clearly demonstrating how 4.0 technologies can enhance decision-making processes and how they affect the autonomy of the resources involved at an operational level.

From a practical point of view, this model can help industrial establish a structured and coherent roadmap for the deployment of Industry 4.0 technologies. Decision-makers can rely on this model to target the type of autonomy they wish to see entrusted to operational teams to improve the production system's responsiveness to the problems and opportunities encountered in the field. This implies drawing up an initial list of critical decisions that the operational teams must or should manage and the main obstacles and errors usually encountered.

It should be noted that the proposed model is not adapted to respond to large-scale and complex unexpected disruptions such as health or financial crisis. Indeed, such cases involve a set of decisions taken at different strategic, tactical, and operational levels, whereas the proposed model is limited to an operational scope. However, the coupling of this model with other types of models such as DMN (Decision Model and Notation) models could constitute an answer to this type of situation. In this respect, it seems that this could constitute a new and particularly promising research axis in the future.

In the next step of this research, we will study the contribution of Industry 4.0 technologies to the implementation of these different types of autonomy through the enhancement of the various steps of the decision-making process. It is important to note that the proposed model was developed as part of a larger study to investigate the integration of Industry 4.0 technologies into Lean production systems. In this regard, an earlier study on the linkages between Industry 4.0 and Lean approaches showed that some Lean principles currently appear to show little or no improvement by Industry 4.0 technologies. This is particularly the case for Lean principles related to employees and teamwork, continuous improvement, stable and standardized processes, and the Toyota model philosophy [5]. Among future research, a practical case is being formalized to test the proposed model of autonomy types and to study the conditions of acceptance of Industry 4.0 technologies that contribute to reinforcing the decision-making process. It is based on a learning factory and uses existing Lean management training modules designed in partnership with several manufacturers. Various Industry 4.0 technologies such as IoT, cloud computing, Big data analysis, machine learning, simulation, augmented reality, and data visualization will be progressively deployed. Within this framework, the different types of empowerment of operational teams in decision-making will be tested in order to manage the production problems encountered in real-time. This will constitute the next step in validating our model before implementing it in a real production unit.

Among other issues that must be addressed within the proposed approach, the impact of change resistance toward Industry 4.0 technologies needs further study. As stated by Klein [69], decision support systems are generally not well received by those who are supposed to use them, as they are not necessarily aware of certain cognitive biases or do not perceive any real interest in being assisted. Anchoring these technologies' deployment within continuous improvement approaches and training teams in people-centered use of these new technologies is essential. This implies a more detailed analysis of the physical, sensing, cognitive, and collaborative capabilities that Industry 4.0 technologies can reinforce at the operational level to compare them with the needs that can be perceived or expressed by operators 4.0 and team 4.0.

References

- [1] Porter, M. E., Heppelmann, J. E. (2015). How smart, connected products are transforming companies. *Harvard business review*, Vol. 93, No. 10, 96-114.

- [2] Moeuf, A., Pellerin R., Lamouri, S., Tamayo-Giraldo, S., Barbaray, R. (2017). The industrial management of SMEs in the era of Industry 4.0, *International Journal of Production Research*, Vol 56, No. 3, 1118-1136, [doi: 10.1080/00207543.2017.1372647](https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1372647).
- [3] Tadeu Pacchini, A.P., Lucato, W.C., Facchini, F. & Mummolo, G. (2019). The degree of readiness for the implementation of Industry 4.0, *Computers in Industry*, Vol. 113, No 103125, [doi: 10.1016/j.compind.2019.103125](https://doi.org/10.1016/j.compind.2019.103125).
- [4] Buer, S.V., Strandhagen, J.O., Chan, F.T.S. (2018). The link between Industry 4.0 and lean manufacturing: map-ping current research and establishing a research agenda, *International Journal of Production Research*, Vol. 56, No. 8, 2924-2940, [doi: 10.1080/00207543.2018.1442945](https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1442945).
- [5] Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., Pellerin, R. (2019). Impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles, *International Journal of Production Research*, Vol. 58, No. 6, 1644-1661, [doi: 10.1080/00207543.2019.1672902](https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1672902).
- [6] Liker, J. K. (2004). *Toyota way: 14 management principles from the world's greatest manufacturer*. McGraw-Hill Education, New York.
- [7] Sari, T., Güleş, H. K., & Yiğitöl, B. (2020). Awareness and readiness of Industry 4.0: The case of Turkish manufacturing industry. *Advances in Production Engineering & Management*, Vol. 15, No. 1, 57-68, [doi: 10.14743/apem2020.1.349](https://doi.org/10.14743/apem2020.1.349).
- [8] Medić, N., Anišić, Z., Lalić, B., Marjanović, U., & Brezocnik, M. (2019). Hybrid fuzzy multi-attribute decision-making model for evaluation of advanced digital technologies in manufacturing: Industry 4.0 perspective, *Advances in Production Engineering & Management*, Vol. 14, No. 4. 483–493, [doi: 10.14743/apem2019.4.343](https://doi.org/10.14743/apem2019.4.343).
- [9] Boston Consulting Group (2015). Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries, from https://image-src.bcg.com/Images/Industry_40_Future_of_Productivity_April_2015_tcm9-61694.pdf, accessed December 7, 2021.
- [10] CEFRIO (2016). Prendre part à la révolution manufacturière ? Du rattrapage technologique à l'Industrie 4.0 chez les PME, from <https://espace2.etsmtl.ca/id/eprint/14578/1/Prendre-part-%C3%A0-la-r%C3%A9volution-manufacturi%C3%A8re-Du-rattrapage-technologique-%C3%A0-l'E2%80%99Industrie-4.0-chez-les-PME.pdf>, accessed December 7, 2021.

- [11] Mayr, A., M. Weigelt, A. Kuhl, S. Grimm, A. Erll, M. Potzel, Franke, J. (2018). Lean 4.0 - A conceptual conjunction of lean management and Industry 4.0. In: *51st CIRP Conference on Manufacturing Systems, Procedia CIRP*, Vol. 72, 622-628. [doi: 10.1016/j.procir.2018.03.292](https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.292).
- [12] Sanders, A., C. Elangeswaran, Wulfsberg., J. (2016). Industry 4.0 Implies Lean Manufacturing: Research Activities in Industry 4.0 Function as Enablers for Lean Manufacturing, *Journal of Industrial Engineering and Management*, Vol. 9, No. 3, 811-833, [doi: 10.3926/jiem.1940](https://doi.org/10.3926/jiem.1940).
- [13] Wagner, T., C. Herrmann, Thiede, S. (2017). Industry 4.0 Impacts on Lean Production Systems, *Procedia CIRP*, Vol. 63, 125-131. [doi: 10.1016/j.procir.2017.02.041](https://doi.org/10.1016/j.procir.2017.02.041).
- [14] Lu, Y., Morris, K. C., Frechette, S. (2016). Current standards landscape for smart manufacturing systems. *National Institute of Standards and Technology, NISTIR*, Vol. 8107, 39. [doi: 10.6028/NIST.IR.8107](https://doi.org/10.6028/NIST.IR.8107).
- [15] Jardim-Goncalves, R., Romero, D., Grilo, A. (2017). Factories of the future: challenges and leading innovations in intelligent manufacturing, *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, Vol. 30, No. 1, 4-14, [doi: 10.1080/0951192X.2016.1258120](https://doi.org/10.1080/0951192X.2016.1258120).
- [16] Zhou, J., Li, P., Zhou, Y., Wang, B., Zang, J., Meng, L. (2018). Toward new-generation intelligent manufacturing. *Engineering*, Vol. 4, No. 1, 11-20, [doi : 10.1016/j.eng.2018.01.002](https://doi.org/10.1016/j.eng.2018.01.002).
- [17] Osterrieder, P., Budde, L., Friedli, T. (2019). The smart factory as a key construct of industry 4.0: A systematic literature review, *International Journal of Production Economics*, Vol. 221, 107476, [doi: 10.1016/j.ijpe.2019.08.011](https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.08.011).
- [18] Klein, G. A., Orasanu, J., Calderwood, R., Zsombok, C. E. (1993). *Decision making in action: Models and methods*, Ablex Publishing Corporation, Norwood, USA.
- [19] Mintzberg, H., Raisinghani, D., Theoret, A. (1976). The structure of 'unstructured' decision processes, In: *Administrative science quarterly*, Vol 21, No. 2, 246-275, [doi: 10.2307/2392045](https://doi.org/10.2307/2392045).
- [20] Cannon-Bowers, J. A., Salas, E. E. (1998). *Making decisions under stress: Implications for individual and team training*, Washington DC, American Psychological Association.

- [21] Hammond, K. R., Hamm, R. M., Grassia, J., Pearson, T. (1987). Direct comparison of the efficacy of intuitive and analytical cognition in expert judgment, *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, Vol. 17, No. 5, 753-770, [doi: 10.1109/TSMC.1987.6499282](https://doi.org/10.1109/TSMC.1987.6499282).
- [22] Kahneman, D., Klein, G. (2009). Conditions for intuitive expertise: a failure to disagree. *American psychologist*, Vol. 64, No. 6, 515, [doi: 10.1037/a0016755](https://doi.org/10.1037/a0016755).
- [23] Gigerenzer, G., Gaissmaier, W. (2011). Heuristic decision-making, *Annual review of psychology*, Vol. 62, 451-482, [doi: 10.1146/annurev-psych-120709-145346](https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120709-145346).
- [24] Simon, H. A. (1960). The new science of management decision. In *The Ford distinguished lectures*, Vol. 3. Harper & Brothers, New York. <https://doi.org/10.1037/13978-000>.
- [25] Klein, G. (2008). Naturalistic decision-making. *Human factors*, Vol. 50, No. 3, 456-460, [doi: 10.1518/001872008X288385](https://doi.org/10.1518/001872008X288385).
- [26] Power, D. J., Cyphert, D., Roth, R. M. (2019). Analytics, bias, and evidence: the quest for rational decision-making. Special issue on cognitive bias, *Journal of Decision Systems*, Vol. 28, Iss. 2, 120 - 137, [doi: 10.1080/12460125.2019.1623534](https://doi.org/10.1080/12460125.2019.1623534).
- [27] Okoli, J., & Watt, J. (2018). Crisis decision-making: the overlap between intuitive and analytical strategies, *Management Decision*, Vol. 56 No. 5, 1122-1134, [doi: 10.1108/MD-04-2017-0333](https://doi.org/10.1108/MD-04-2017-0333).
- [28] Schraagen, J. M. (2018). Naturalistic decision-making. In: Ball L. J., Thompson V. A. (Eds), *The Routledge international handbook series. The Routledge international handbook of thinking and reasoning*, 487–501, Routledge/Taylor & Francis Group, New York, USA, 487–501.
- [29] Orasanu, J., Connolly, T. (1993). The reinvention of decision-making. In: G. A. Klein, J. Orasanu, R. Calderwood & C. E. Zsombok (Ed.), *Decision-making in Action: Models and Methods*. Ablex Publishing Corporation, Norwood, NJ, USA, 3-20.
- [30] Rasmussen, J., Goodstein, L. P. (1987). Decision support in supervisory control of high-risk industrial systems. *Automatica*, Vol. 23, No. 5, 663-671, [doi: 10.1016/0005-1098\(87\)90064-1](https://doi.org/10.1016/0005-1098(87)90064-1).

- [31] Naikar, N. (2010). A comparison of the decision ladder template and the recognition-primed decision model, *DEFENCE SCIENCE AND TECHNOLOGY ORGANISATION VICTORIA (AUSTRALIA) AIR OPERATIONS DIV.*
- [32] Rao, A. S., Georgeff, M. P. (1995, June). BDI agents: from theory to practice, *ICMAS*, Vol. 95, 312-319.
- [33] Kinny, D., Georgeff, M., Rao, A. (1996). A methodology and modelling technique for systems of BDI agents, *European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World*, Springer, Berlin, Heidelberg, 56-71.
- [34] Object Management Group. Decision Model and Notation, from <https://www.omg.org/spec/DMN> accessed December 7, 2021.
- [35] Chakraborty, P. S., Sarkar, B., & Majumdar, G. (2013). Group decision-making for a manufacturing organization considering intensity of preference, *Advances in Production Engineering & Management*, Vol.8, No. 3, 149–156, [doi: 10.14743/apem2013.3.162](https://doi.org/10.14743/apem2013.3.162).
- [36] Hasić, F., Corea, C., Blatt, J., Delfmann, P., Serral, E. (2020). Decision model change patterns for dynamic system evolution, *Knowledge and Information Systems*, Vol. 62, No. 9, 3665-3696, [doi: 10.1007/s10115-020-01469-w](https://doi.org/10.1007/s10115-020-01469-w).
- [37] Soic, R., Vukovic, M., Skocir, P., & Jezic, G. (2020). Context-Aware Service Orchestration in Smart Environments, In *Agents and Multi-agent Systems: Technologies and Applications 2019*, Springer, Singapore, 35-45, [doi:10.1007/978-981-13-8679-4_3](https://doi.org/10.1007/978-981-13-8679-4_3).
- [38] Aliev, K., Antonelli, D., Awouda, A., & Chiabert, P. (2019). Key Performance Indicators Integrating Collaborative and Mobile Robots in the Factory Networks, In *Working Conference on Virtual Enterprises*, Springer, Cham, 635-642, [doi:10.1007/978-3-030-28464-0_56](https://doi.org/10.1007/978-3-030-28464-0_56).
- [39] Antón, S. D., & Schotten, H. D. (2019). Putting together the pieces: A concept for holistic industrial intrusion detection, In *ECCWS 2019 18th European Conference on Cyber Warfare and Security*, Academic Conferences and publishing limited, 178
- [40] Bakakeu, J., Brossog, M., Zeitler, J., Franke, J., Tolksdorf, S., Klos, H., & Peschke, J. (2019). Automated Reasoning and Knowledge Inference on OPC UA Information Models, In *2019 IEEE International Conference on Industrial Cyber Physical Systems (ICPS)*, IEEE, 53-60, [doi:10.1109/ICPHYS.2019.8780114](https://doi.org/10.1109/ICPHYS.2019.8780114).

- [41] Burow, K., Franke, M., & Thoben, K. D. (2019). 5G-Ready in the Industrial IoT-Environment, In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*, Springer, Cham, 408-413, [doi:10.1007/978-3-030-30000-5_51](https://doi.org/10.1007/978-3-030-30000-5_51).
- [42] Chiacchio, F., D'urso, D., Compagno, L., Chiarenza, M., & Velardita, L. (2019). Towards a Blockchain Based Traceability Process: A Case Study from Pharma Industry. In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*, Springer, Cham, 451-457, [doi:10.1007/978-3-030-30000-5_56](https://doi.org/10.1007/978-3-030-30000-5_56).
- [43] Conzon, D., Rashid, M. R. A., Tao, X., Soriano, A., Nicholson, R., & Ferrera, E. (2019). BRAIN-IoT: Model-Based Framework for Dependable Sensing and Actuation in Intelligent Decentralized IoT Systems, In *2019 4th International Conference on Computing, Communications and Security (ICCCS)*, IEEE, 1-8, [doi:10.1109/CCCS.2019.8888136](https://doi.org/10.1109/CCCS.2019.8888136).
- [44] Giehl, A., Schneider, P., Busch, M., Schnoes, F., Kleinwort, R., & Zaeh, M. F. (2019). Edge-computing enhanced privacy protection for industrial ecosystems in the context of SMEs, In *2019 12th CMI Conference on Cybersecurity and Privacy (CMI)*, IEEE, 1-6, [doi:10.1109/CMI48017.2019.8962138](https://doi.org/10.1109/CMI48017.2019.8962138).
- [45] Loske, M., Rothe, L., & Gertler, D. G. (2019). Context-Aware Authentication: State-of-the-Art Evaluation and Adaption to the IIoT, In *2019 IEEE 5th World Forum on Internet of Things (WF-IoT)*, IEEE, 64-69, [doi:10.1109/WF-IoT.2019.8767327](https://doi.org/10.1109/WF-IoT.2019.8767327).
- [46] Miehle, D., Meyer, M. M., Luckow, A., Bruegge, B., & Essig, M. (2019). Toward a Decentralized Marketplace for Self-Maintaining Machines, In *2019 IEEE International Conference on Blockchain (Blockchain)*, IEEE, 431-438, [doi:10.1109/Blockchain.2019.00066](https://doi.org/10.1109/Blockchain.2019.00066).
- [47] Pusch, A., & Noël, F. (2019). Augmented Reality for Operator Training on Industrial Workplaces—Comparing the Microsoft HoloLens vs. Small and Big Screen Tactile Devices, In *IFIP International Conference on Product Lifecycle Management*, Springer, Cham, 3-13, [doi:10.1007/978-3-030-42250-9_1](https://doi.org/10.1007/978-3-030-42250-9_1).
- [48] Rabelo, R. J., Zambiasi, S. P., & Romero, D. (2019). Collaborative Softbots: Enhancing Operational Excellence in Systems of Cyber-Physical Systems, In *Working Conference on Virtual Enterprises*, Springer, Cham, 55-68, [doi:10.1007/978-3-030-28464-0_6](https://doi.org/10.1007/978-3-030-28464-0_6).
- [49] Sala, R., Pirola, F., Dovere, E., & Cavalieri, S. (2019). A Dual Perspective Workflow to Improve Data Collection for Maintenance Delivery: An Industrial Case Study, In *IFIP*

International Conference on Advances in Production Management Systems, Springer, Cham, 485-492, [doi:10.1007/978-3-030-30000-5_60](https://doi.org/10.1007/978-3-030-30000-5_60).

[50] Subramanian, D., Murali, P., Zhou, N., Ma, X., Da Silva, G. C., Pavuluri, R., & Kalagnanam, J. (2019). A Prediction-Optimization Framework for Site-Wide Process Optimization, In *2019 IEEE International Congress on Internet of Things (ICIOT)*, IEEE, 125-132, [doi:10.1109/ICIOT.2019.00031](https://doi.org/10.1109/ICIOT.2019.00031).

[51] Cagnin, R. L., Guilherme, I. R., Queiroz, J., Paulo, B., & Neto, M. F. (2018). A multi-agent system approach for management of industrial IoT devices in manufacturing processes, In *2018 IEEE 16th International Conference on Industrial Informatics (INDIN)*, IEEE, 31-36, [doi:10.1109/INDIN.2018.8471926](https://doi.org/10.1109/INDIN.2018.8471926).

[52] Freitag, M., & Wiesner, S. (2018). Smart service lifecycle management: A framework and use case, In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*, Springer, Cham, 97-104, [doi:10.1007/978-3-319-99707-0_13](https://doi.org/10.1007/978-3-319-99707-0_13).

[53] Luetkehoff, B., Blum, M., & Schroeter, M. (2018). Development of a collaborative platform for closed loop production control, In *Working Conference on Virtual Enterprises*, Springer, Cham, 278-285, [doi:10.1007/978-3-319-99127-6_24](https://doi.org/10.1007/978-3-319-99127-6_24).

[54] Mittal, S., Romero, D., & Wuest, T. (2018). Towards a smart manufacturing toolkit for SMEs, In *IFIP International Conference on Product Lifecycle Management*, Springer, Cham, 476-487, [doi:10.1007/978-3-030-01614-2_44](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01614-2_44).

[55] Molka-Danielsen, J., Engelseh, P., & Wang, H. (2018). Large scale integration of wireless sensor network technologies for air quality monitoring at a logistics shipping base, *Journal of Industrial Information Integration*, Vol. 10, 20-28, [doi:10.1016/j.jii.2018.02.001](https://doi.org/10.1016/j.jii.2018.02.001).

[56] Monizza, G. P., Rojas, R. A., Rauch, E., Garcia, M. R., & Matt, D. T. (2018). A Case Study in Learning Factories for Real-Time Reconfiguration of Assembly Systems Through Computational Design and Cyber-Physical Systems, In *IFIP International Conference on Product Lifecycle Management*, Springer, Cham, 227-237, [doi:10.1007/978-3-030-01614-2_21](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01614-2_21).

[57] Nesi, P., Pantaleo, G., Paolucci, M., & Zaza, I. (2018). Auditing and Assessment of Data Traffic Flows in an IoT Architecture, In *2018 IEEE 4th International Conference on Collaboration and Internet Computing (CIC)*, IEEE, 388-391, [doi:10.1109/CIC.2018.00058](https://doi.org/10.1109/CIC.2018.00058).

- [58] Roda, I., Macchi, M., & Fumagalli, L. (2018). The future of maintenance within industry 4.0: An empirical research in manufacturing, In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*, Springer, Cham, 39-46, [doi:10.1007/978-3-319-99707-0_6](https://doi.org/10.1007/978-3-319-99707-0_6).
- [59] Serrano, D. C., Chavarría-Barrientos, D., Ortega, A., Falcón, B., Mitre, L., Correa, R., & Gutiérrez, A. M. (2018). A Framework to Support Industry 4.0: Chemical Company Case Study, In *Working Conference on Virtual Enterprises*, Springer, Cham, 387-395, [doi:10.1007/978-3-319-99127-6_33](https://doi.org/10.1007/978-3-319-99127-6_33).
- [60] Badarinath, R., & Prabhu, V. V. (2017). Advances in Internet of Things (IoT) in manufacturing, In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*, Springer, Cham, 111-118, [doi:10.1007/978-3-319-66923-6_13](https://doi.org/10.1007/978-3-319-66923-6_13).
- [61] Dragičević, N., Ullrich, A., Tsui, E., & Gronau, N. (2017). Modelling Knowledge Dynamics in Industry 4.0: A Smart Grid Scenario, In *18th European Conference on Knowledge Management ECKM 2017*, Academic Conferences and publishing limited, Vol. 1, 267-274.
- [62] Durão, L. F. C., Haag, S., Anderl, R., Schützer, K., & Zancul, E. (2017). Development of a Smart Assembly Data Model, In *IFIP International Conference on Product Lifecycle Management*, Springer, Cham, 655-666, [doi:10.1007/978-3-319-72905-3_58](https://doi.org/10.1007/978-3-319-72905-3_58).
- [63] Innerbichler, J., Gonul, S., Damjanovic-Behrendt, V., Mandler, B., & Strohmeier, F. (2017). Nimble collaborative platform: Microservice architectural approach to federated iot, In *2017 Global Internet of Things Summit (GIoTS)*, IEEE, 1-6, [doi:10.1109/GIOTS.2017.8016216](https://doi.org/10.1109/GIOTS.2017.8016216).
- [64] Lall, M., Torvatn, H., & Seim, E. A. (2017). Towards industry 4.0: increased need for situational awareness on the shop floor, In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*, Springer, Cham, 322-329, [doi:10.1007/978-3-319-66923-6_38](https://doi.org/10.1007/978-3-319-66923-6_38).
- [65] Saldivar, A. A. F., Goh, C., Li, Y., Yu, H., & Chen, Y. (2016). Attribute identification and predictive customisation using fuzzy clustering and genetic search for Industry 4.0 environments, In *2016 10th International Conference on Software, Knowledge, Information Management & Applications (SKIMA)*, IEEE, 79-86, [doi:10.1109/SKIMA.2016.7916201](https://doi.org/10.1109/SKIMA.2016.7916201).
- [66] Sándor, H., Genge, B., Haller, P., & Graur, F. (2017). Software defined response and network reconfiguration for industrial control systems, In *International Conference on Critical Infrastructure Protection*, Springer, Cham, 157-173, [doi:10.1007/978-3-319-70395-4_9](https://doi.org/10.1007/978-3-319-70395-4_9).

- [67] Tedeschi, S., Emmanouilidis, C., Farnsworth, M., Mehnen, J., & Roy, R. (2017). New threats for old manufacturing problems: Secure IoT-Enabled monitoring of legacy production machinery, In *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*, Springer, Cham, 391-398, [doi:10.1007/978-3-319-66923-6_46](https://doi.org/10.1007/978-3-319-66923-6_46).
- [68] Adeyeri, M. K., Mpofu, K., & Olukorede, T. A. (2015), Integration of agent technology into manufacturing enterprise: A review and platform for industry 4.0, In *2015 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management (IEOM)*, IEEE, 1-10, [doi:10.1109/IEOM.2015.7093910](https://doi.org/10.1109/IEOM.2015.7093910).
- [69] Klein, G. A. (2011). Streetlights and shadows: Searching for the keys to adaptive decision-making. *MIT Press*, [doi: 10.7551/mitpress/8369.001.0001](https://doi.org/10.7551/mitpress/8369.001.0001).

Chapitre 4. Amélioration du processus décisionnel grâce aux technologies de l'Industrie 4.0 (Article 3)

Résumé

Afin de répondre aux attentes de plus en plus complexes des clients, de nombreuses entreprises doivent accroître leur efficacité et leur agilité. En ce sens, les technologies de l'Industrie 4.0 offrent des opportunités significatives pour améliorer les processus opérationnels et décisionnels. Ces évolutions permettent d'envisager une augmentation du niveau d'autonomie des systèmes et équipes opérationnels. Cependant, le potentiel de renforcement du processus décisionnel par le biais de ces nouvelles technologies reste peu clair dans la littérature actuelle.

Pour combler cette lacune, une étude Delphi utilisant la technique de l'abaque de Régnier a été menée auprès d'un panel représentatif de 24 experts. La nouveauté de cette étude était d'identifier et de caractériser le potentiel d'amélioration du processus global de prise de décision avec les principaux groupes de technologies de l'Industrie 4.0.

Nos résultats montrent que l'infonuagique (cloud) apparaît comme une colonne vertébrale pour améliorer l'ensemble du processus de décision. Cependant, certaines technologies, comme l'IoT et la simulation, ont un fort potentiel pour renforcer seulement certaines étapes spécifiques du processus de décision. Cette recherche fournit également une première vision des perspectives, et des attentes des managers, mais aussi des risques associés à la mise en œuvre de nouveaux modes de prise de décision et de cyberautonomie soutenus par les technologies de l'Industrie 4.0.

Abstract

In order to meet the increasingly complex expectations of customers, many companies must increase efficiency and agility. In this sense, Industry 4.0 technologies offer significant opportunities for improving both operational and decision-making processes. These developments make it possible to consider an increase in the level of operational systems and

teams' autonomy. However, the potential for strengthening the decision-making process by means of these new technologies remains unclear in the current literature. To fill this gap, a Delphi study using the Régnier Abacus technique was conducted with a representative panel of 24 experts. The novelty of this study was to identify and characterize the potential for enhancing the overall decision-making process with the main Industry 4.0 groups of technologies. Our results show that cloud computing appears as a backbone to enhance the entire decision-making process. However, certain technologies, such as IoT and simulation, have a strong potential for only specific steps within the decision-making process. This research also provides a first vision of the manager's perspectives, expectations, and risks associated with implementing new modes of decision-making and cyber-autonomy supported by Industry 4.0 technologies.

Keywords: Industry 4.0; decision-making; Cyber-Physical Production Systems (CPPS); Human–Cyber–Physical Systems (HCPS); autonomy; Lean; sustainability; Delphi; Régnier abacus

4.1 Introduction

Socio-economic developments are transforming the way work is done and decisions are made within companies. These developments naturally impact the performance of companies that have become more agile to comply with new market requirements. To this end, many companies are seizing the opportunities offered by emerging technologies, especially those related to Industry 4.0 [1], and many works have studied the relationships between Industry 4.0, lean or continuous improvement and their impact on social systems or, more generally, on sustainability issues [2–6].

A German government program to increase the competitiveness of its manufacturing industry is behind Industry 4.0 [7], which was announced at the Hannover Fair in 2011 [8]. Since then, Industry 4.0 concepts have been pushed by various governments under different names and more than 100 definitions have been proposed [9]. Although different views and distinctions coexist as to which technologies are included in Industry 4.0, the Boston Consulting Group [10] identifies nine main pillars, namely, autonomous robots, simulation, horizontal and vertical integration of information systems, the Internet of Things, cyber security, the cloud, additive manufacturing, augmented reality, and big data and analytics. Furthermore, cyber-physical systems (CPS) are presented as one of the most significant directions in the development of

computer science and information and communication technologies by many authors [11–13]. CPSs integrate other 4.0 technologies and interact with humans and other autonomous subsystems at all production levels through many new modalities [11]. CPSs contribute to enhancing the collaborative and cognitive aspects associated with the different stages of the decision-making process [12].

Companies have often started implementing these technologies to increase their profitability and productivity but sometimes neglect the human dimension. If the latter is impacted by the deployment of these new technologies, it turns out that human factors also impact these deployment processes in turn. This is also the case when introducing new technologies to support decision-making processes. While benefits may accrue [1], they seem to be maximized only if multiple organizational adjustments are integrated, especially those related to dynamic abilities and human factors [14]. In practice, these adjustments are rarely studied or considered all together.

To identify and understand the adjustments to be made to increase the benefits of Industry 4.0 technologies, it seems important to study the relationship between technologies and their use in decision-making processes. In particular, the question arises to what extent these technologies strengthen the employee's empowerment and facilitate interactions between employees and managers. These considerations have become more and more prominent so that Industry 4.0 has already given way to Industry 5.0 [15]. Industry 4.0 is considered to be technology-driven whereas the Industry 5.0 concept, announced by the European Commission, is value-driven, with three interconnected core values: human-centricity, sustainability, and resilience [16]. In this context, a safe and inclusive work environment must be created to, among other things, prioritize autonomy, which is considered one of the fundamental rights of workers [16–19]. It is to be noted that numerous thinkers or observers see the main characteristic of Industry 5.0 as bringing the human touch back to the center of decision-making through the collaboration between humans and machines. In this context, it seems that issues of empowerment and autonomy in decision-making carried out by humans assisted by new technologies will become particularly crucial in the future [20].

From an autonomy perspective, Industry 4.0 technologies are tasked with enabling industrial machines and systems to become context-adaptive and autonomous [21]. At the same time, employees appear to gain autonomy at work by using such technology. Some works based on the concept of human cyber-physical systems (H-CPS) attempt to identify human–automation symbiosis work systems. For example, Romero et al. [22] offer a typology of operators 4.0

based on how the physical, sensory, and cognitive capacities are reinforced by Industry 4.0 technologies. However, this work does not specify how these enhanced capacities modify autonomy at work and improve decision-making in an operational context. More generally, the advances provided by Industry 4.0 create significant opportunities for better decisions to be made [23], particularly on the shop floor with effective data-driven decisions [24,25]. However, these potential benefits brought about by Industry 4.0 raise new research questions that remain to be clarified:

1. What is the potential of all the new technologies associated with Industry 4.0 to strengthen the decision-making process?
2. What are managers' expectations regarding the enhancement of the different parts of the decision-making process with Industry 4.0 technologies?
3. Will the enhancement of the decision-making process by Industry 4.0 technologies impact the evolution of the autonomy of operational teams and systems?
4. How will the answers to these questions evolve as the level of integration of Industry 4.0 principles within companies increases?

This article aims to answer the first research question mentioned above as a priority. The current literature does not specify the potential of Industry 4.0 technologies to enhance the decision-making process. Therefore, our research objective is to identify the contribution of all Industry 4.0 technology groups to enhance the decision-making process in an operational context.

To achieve this, we will present a literature review of Industry 4.0 technologies and decision-making models in an operational context. We demonstrate the need to conduct exploratory research on the relationships between all the technological groups associated with Industry 4.0 and the different steps of the decision-making process. Therefore, to pursue our research objective, we carried out a prospective study by consulting experts using the Delphi method. We have also applied the Régnier abacus [26], an original technique that consists of collecting, using a colored panel, the opinion of experts based on statements expressed in precise, concise, and relevant terms. Finally, we will present the results of this study with insights on the potential evolution of the autonomy of teams and operational systems induced by the introduction of these new technologies.

The paper is structured as follows. First, Section 2 presents a review of the literature on decision-making models and research analyzing how new technologies can improve them. We will demonstrate the need for further research to clarify the relationships between all Industry

4.0 technology groups and all decision-making process steps. Section 3 describes our research methodology, which coupled the Delphi method with the Régnier abacus technique. Section 4 is devoted to the presentation and discussion of the results. Section 5 presents the research limitations and prospects, and Section 6 concludes with the main results obtained.

4.2 Literature Review

The CEFRIO group [27] argued that Industry 4.0 brings together a set of tools promoting the improvement of processes, products, and services through decentralized decisions based on real-time data acquisition. According to the National Institute of Standards and Technology (NIST) [28], this smart manufacturing environment raises key questions, including the reorganization of work in the physical and virtual enterprise, the modes of regulation between the different stakeholders, and the evolution of current decision-making processes. While there is no single definition of the concept of Industry 4.0, improving the decision-making process appears to be a recurring focus and a primary objective in the deployment of new technologies [29–31].

Industry 4.0 brings out real-time decision-making in a decentralized way [32] but coordinated as a global system to bridge together men and machines [33]. These developments promote the flexibility and temporality of decision-making at the operational level by increasing responsiveness and autonomy [27]. Romero et al. [22] proposed a typology of operators 4.0 and distinguished several types of operators assisted by Industry 4.0 technologies whose enhancement induces an evolution of responsibility in conducting operational activities and decision-making [34,35]. However, this work does not explain the specific ways in which the different Industry 4.0 technologies enhance operators' decision-making.

Highlighting the difficulty for manufacturing companies to establish a strategy for deploying Industry 4.0 technologies, Osterrieder et al. [36] proposed a smart factory model structured around eight distinct thematic perspectives, one of which concerned the decision-making process. They also noted that the challenges associated with decision-making are common to many of these perspectives. The authors pointed out the need for further research on the decision-making process and to collect new evidence of the usefulness of decision-making supported by data in manufacturing and reinforced by Industry 4.0 technologies.

Human decision-making has been studied in many fields, including psychology and management sciences. This process has been described and analyzed through extensive research in various operational contexts [37], strategic [38] and crisis situations [39,40]. The intuitive and analytical strategies involved in these decision-making processes have also been studied through laboratory experiments or field observations to shed light on judgments and phases of decision-making under complex conditions [41–43]. Simon [44] was among the first to propose a decision-making model, which is the most concise but also the most comprehensive characterization of a rational approach to decision-making [45]. This model describes decision-making in three phases: Investigation, Design, and Selection. Using the ideas of Simon’s model and analyzing 25 decisions from different companies, Mintzberg [38] proposed a model for strategic decision-making in companies. Its decision-making process is defined as a set of actions and dynamic factors that begins with identifying a stimulus to action and ends with a specific commitment to action. The three phases proposed by Simon are described in terms of seven central steps called “routines”, supported by three sets of routines, decision control, communication, and politics. This model is non-sequential and offers the ability to bypass certain steps and interrupt the process or provide feedback.

The so-called “naturalistic decision-making” perspective (NDM) [37,46] was born from the desire to describe the actual decision-making process. All the results of the studies conducted on the NDM emerged in the 1980s. The authors focused their research on the biases and limitations of human decision-making, particularly in situations of time constraints [47] or crisis [46,48]. The results demonstrate the need to move from “normative” models describing how rational decisions should be made to models describing the decisions made in reality [49]. Some work highlighted the peculiarities of decision-making in naturalistic contexts [50] as well as the unrealistic nature of assumptions that underlie the “rational choice theory” often used in the explanation of decision-making [46]. In an operational context, individuals are regularly subject to constraints that reduce their time to process information or to perform complex assessments. This limits the number of available choices identified and biases the evaluation of different options.

If these studies approach the decision-making process pragmatically, they remain solely focused on human decisions without considering any technological support [51]. Other studies describe decision-making models where decision-making activities are carried out by humans or machines (through automation) but do not necessarily lead to optimal decision-making [52,53]. However, these works do not link or recognize the different technologies that can assist

or strengthen the process [54,55]. Other authors have proposed idealistic decision-making models, particularly in work related to the development of artificial intelligence and intelligent agents, including BDI (belief–desire–intention) models [56,57]. These models, inspired by models of human decision-making, are involved in designing artificial decision-making systems. These models are based on specific technologies, including simulation techniques, big data analysis, and artificial intelligence [58].

The DMN (Decision Model and Notation) standard was developed by the Object Management Group (OMG) [59]. It aims to bridge business process models and business logic models by introducing a decision requirements diagram that defines the decisions to be made in business processes, their interrelationships, and their business logic requirements. The associated model can be used to model human decision-making, automated decision-making requirements, or implement automated decision-making. Group decisions are always better than individual decisions [60]. In this regard, DMN models can describe collaborative organizational decisions, their governance, and the required business knowledge. This standard is dedicated to operational decisions made as part of day-to-day business processes rather than strategic decisions with fewer rules and representations. Hasic et al. [61] pointed out that DMN has only been studied and implemented statically, despite the dynamic nature of modern knowledge-intensive systems. Models of changing decision patterns have not received much attention so far. Therefore, this type of model does not accommodate a changing and uncertain environment for which decision rules, input data, and business knowledge cannot be established in advance. Therefore, these models do not apply to any type of decision and are unsuitable for operational decisions leading to specific solutions in response to unknown or poorly controlled situations [61]. In addition, some articles attempt to make a connection with research on decision support systems (DSS) [62] or demonstrate how certain technologies facilitate the implementation of this standard [63]. Nevertheless, none of them encompasses the possibilities offered by Industry 4.0 technologies.

In addition, many authors highlight the potential offered by one or more technologies to enhance particular steps of the decision-making process. The analysis of big data and artificial intelligence facilitates the recognition of problems by strengthening sensory capabilities through machine learning methods, allowing the recognition of images, speech, text, or the detection of unusual situations through the analysis of massive data flows [64]. Certain failures can be recognized by CPS equipped with appropriate sensors [65,66]. The adoption of artificial intelligence requires the processing of massive data whose capture and storage is facilitated by

IoT and cloud computing. Taking this step enhances the diagnosis of certain situations or the search for solutions by allowing the discovery of hidden patterns and unknown correlations [67]. Stojanovic et al. [68] proposed a new concept of self-aware digital twins combining big data analysis and simulation to monitor the operation of a system continuously, understand its current behavior, detect opportunities for improvement, and simulate a hypothetical process (“what if” analysis). This allows the determination of consequences if the problem is not solved correctly for an extended period of time.

Other authors have pointed out the potential of technologies to strengthen a larger part of the decision-making process associated with well-targeted implementation conditions. For example, Simon et al. [69] developed a technique based on data collected on an agri-food production chain by IoT systems to determine the optimal maintenance procedure among a set of possible alternatives. This expert evaluation system is based on a multi-criteria decision model created using the fuzzy analytical hierarchy method. However, this specific solution only enhances certain key steps in a specific decision-making process. Krueger et al. [70] describe the STAMINA robot system in which Industry 4.0 technologies help to increase robots’ autonomy for performing kitting tasks. These robots are integrated into the Manufacturing Execution System (MES) and operate in a shared workspace between humans and robots to handle abnormal situations spotted by sensors and a vision system. Several sources of errors have been identified and can be handled automatically by the robot. If this complex system enhances the decision-making process, thus conferring greater autonomy on the robot, it remains specific to a given task. In addition, these autonomous robots cannot handle situations that are unknown or problems for which a solution is not known.

The models that deal with the decision-making process are partly based on Industry 4.0 technologies, such as big data [71], or focus mainly on peculiar activities or support for operations, such as maintenance [25], or are mainly interested in strategic decisions [23]. The question of the impact of Industry 4.0 on the decision-making process has so far focused only on the disparate tasks associated with decision-making, not on the process as a whole [30]. To date, none of these models considers the opportunities offered by the joint contribution of different Industry 4.0 technologies to the whole decision-making process [72].

In conclusion, research on the decision-making process is mostly focused on or inspired by human decision-making. On the other hand, the literature associated with Industry 4.0 offers numerous articles describing examples or proposals for enhancing the decision-making process by a given technology or groups of technologies. These are, however:

- Limited to the enhancement of only partial steps of the decision-making process;
- Concern specific and non-generalizable decision-making processes; and/or
- Do not consider the possible contribution of all technology groups to strengthening the different steps or parts of the decision-making process.

To fill this gap, the objective of this study is to identify the contribution of all Industry 4.0 technology groups to the enhancement of the decision-making process in an operational context by conducting a Delphi study using the Régnier abacus methodology, as explained in the following section.

4.3 Research Method

This study aims in the first place to study the potential of Industry 4.0 technologies to enhance the decision-making process of operational teams and systems use. Given the current limitations of the literature on this point, the study is qualified as exploratory. For this, the combination of the Delphi method and the technique of Régnier's abacus appears as a relevant approach.

4.3.1 The Delphi Method

The Delphi method is recognized as a structured method for obtaining and organizing the opinions of a group of experts from a decision-making perspective, exploring a complex subject, or developing models [73]. The Delphi method is widely appreciated for its ability to advance empirical knowledge and group judgments that lead to the emergence of consensus or dissensus on a subject. It is defined as “an iterative process used to collect and distill expert judgments using a series of questionnaires” [74]. Delphi implementation typically involves two processes: the process of recruiting experts and the multi-time communication process of data collection, called “iterations” [75]. As specified by Rowe and Wright [75], each iteration aims to refine the data collected in the previous iteration and involves a controlled return of the responses. The participants are informed of the other participants' answers while their anonymity is preserved. To ensure the experts' participation and minimize the risk of bias, anonymity is essential here. Indeed, it is essential to compare the opinions of the various experts on the subject to achieve the objectives of the research. Still, due to multiple interests, direct communication between them is not possible due to the need to ensure an open reflection which requires an exchange free from any factors other than the sharing of distinct points of view and the creation of knowledge. This iterative process stops when the researcher considers that he

has answered the research question [74]. In our case, we managed to obtain stabilized responses after two rounds. These steps ensure the technical validity of linking the experts with each other to stabilize the judgments.

As mentioned by Skulmoski et al. [74], the Delphi method is flexible. Thus, through the literature, many adaptations in its operationalization have been made, particularly with regard to the number of iterations carried out and the data collection methods used. Given the complexity of the research topic and the need to promote more comprehensive data collection on a prospective topic [76], the exploratory data collection method was chosen. For this, we combined the Delphi method with Régnier's abacus.

4.3.2 The Régnier Abacus

Régnier's abacus is an original expert consultation technique that uses a color panel to intuitively collect experts' opinions about precise, concise, and pragmatic statements. As a business intelligence tool, the advantages of this technique are the speed with which opinions can be summarized and the colorful visualization of results that facilitate decision-making [26].

To express their opinion, experts must choose from seven colors:

- Green: the expert completely agrees with the statement;
- Light green: the expert agrees with the statement;
- Orange: the expert's opinion is mixed;
- Light red: the expert does not agree with the statement;
- Rouge: the expert does not agree with the statement at all;
- White: the expert cannot answer; and
- Black: the expert does not want to answer.

The three main colors (green, yellow, red) indicate transparency in the answers, while white and black indicate opacity. The information collected appears in the form of a colored diagram that brings a complementary dimension to written or oral language. This view makes it possible to quickly obtain clear information. Therefore, the advantage of this technique is the speed of the synthesis of opinions and a colorful visualization that facilitates decision-making. This study used the open-source Color Insight (<http://colorinsight.fr/> accessed on 22 December 2021) solution to create the questionnaires, collect the answers, and organize a colorful representation.

The combination of the Delphi method and the Abacus of Régnier will be referred to as “Delphi–Régnier” in the following sections of this document. This combination is often used to quickly collect and summarize expert opinions [9,77], to facilitate debate and decision-making [77,78], and foster creativity [26,79]. We will describe the conditions for implementing this study in the following subsections.

4.3.3 Selection of Experts

The Delphi method is characterized by the consultation of a group of experts, a commonly appointed “panel of experts” where the “expert” is defined as an “actor with recognized skills in a field and responsible for contributing to the elaboration of a judgment” [80]. Since the results of a Delphi study are essentially based on the opinion of the persons consulted, particular attention must be paid to the constitution of this panel [81]. Experts must be selected according to three criteria:

1. Their experience;
2. Their familiarity with the object of study; and
3. Their level of knowledge of the characteristics of the object.

To include both the perspective of the actors interacting with the operational teams in the composition of the panel of experts, we have chosen professionals using technologies (called industrials), creators of specialized digital solutions (called integrators), and, finally, academics. To be considered an eligible participant for this study, the person had to meet four criteria:

1. Register in at least one of the different categories of participants;
2. Have held this role(s) or function(s) or have a minimum of three years of experience in an Industry 4.0 related position;
3. Have held that role(s) or function(s) in the three years preceding the study period; and
4. Have held this role(s) or function(s) in a private company or in a public institution (for academics).

The second criterion ensured a minimum level of experience, deemed necessary to accurately represent the category associated with the participant, while the third criterion ensured that this experience was recent enough for it to be relevant at the time of the study. Finally, our main concern was to obtain as complete a set of perspectives possible, as well as diversity and balance in the groups represented on the panel of experts.

Depending on the studies, the size of the panel can vary. It is not imposed a priori but will depend on targeted areas and objectives [82]. Mitchell [83] recommends a panel of at least ten experts in studies using the Delphi method. The work of Ashton [84] has shown that the size of the group of experts for a consultation study is around 11. Some other studies have shown that between five and 11 experts ensures sufficient reliability, and that beyond 13 experts per group the average error of the group hardly decreases [79]. On the other hand, it can be noted that most of the recent studies combining the Delphi method and Régnier's abacus are based on a panel of about twenty experts [77,78,85,86]. Considering all the positions held during the three years preceding the time of the study, the panel of experts was finally composed of 24 experts distributed as follows: eight industrials, eight integrators, and eight academics.

It should be noted that the "industrial" experts selected in the panel are all directly involved in Industry 4.0 deployment projects within their company or a group of companies as decision makers having been managers or practitioners themselves. In this context, they have been led to identify the needs of managers and practitioners and make the links with the objectives and developments identified as strategic within their organizations. The "integrator" experts are also regularly asked to collect the expectations of managers and practitioners to ensure that the solutions they sell and deploy are correctly received and used by the teams using them.

4.3.4 Survey Creation

The construction of the initial questionnaire submitted to the experts in the first round is a key step in the study, which significantly guides the areas in which the Delphi–Régnier study will generate ideas [9].

A first version of the questionnaire was structured around the enhancement by Industry 4.0 technologies of the decision-making 4.0 model in an operational context (see Figure 14) proposed by Rosin et al. [87].

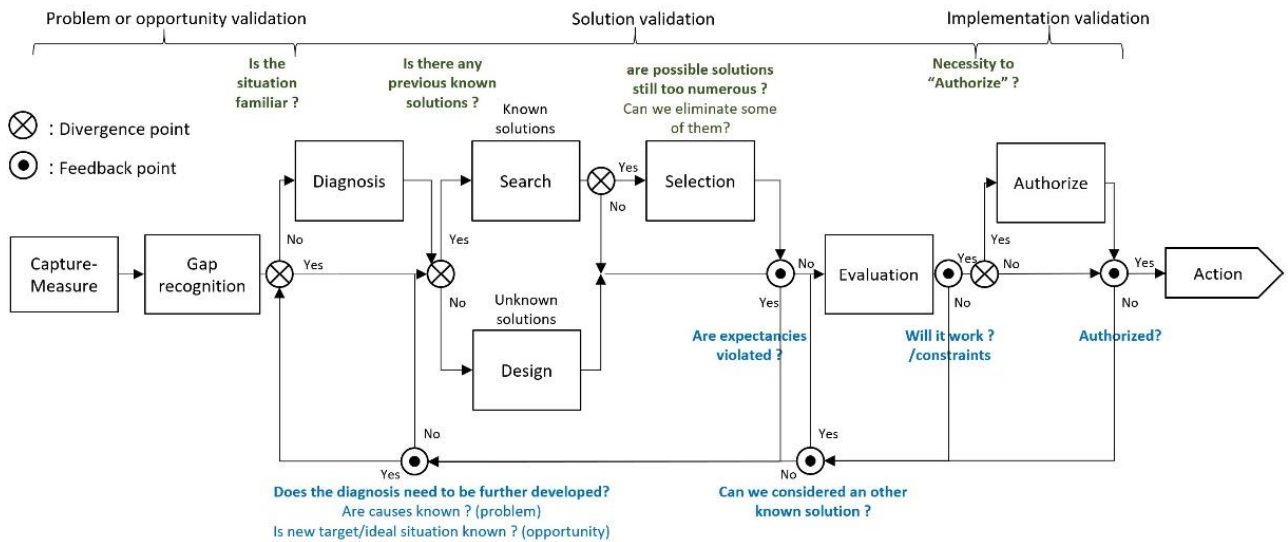


Figure 14 : Proposed decision-making process in an operational context [87].

The ten technology groups (see Figure 15) proposed by Danjou et al. [27] were selected to classify Industry 4.0 technologies. Indeed, the authors have taken up and enriched the classification of Růßmann et al. [10], already very widely cited. In addition, similar to our approach [72,87], they proposed an Industry 4.0 technology deployment model that builds on the levels of capacity (monitoring, control, optimization, and autonomy) formulated by Porter et al. [88].

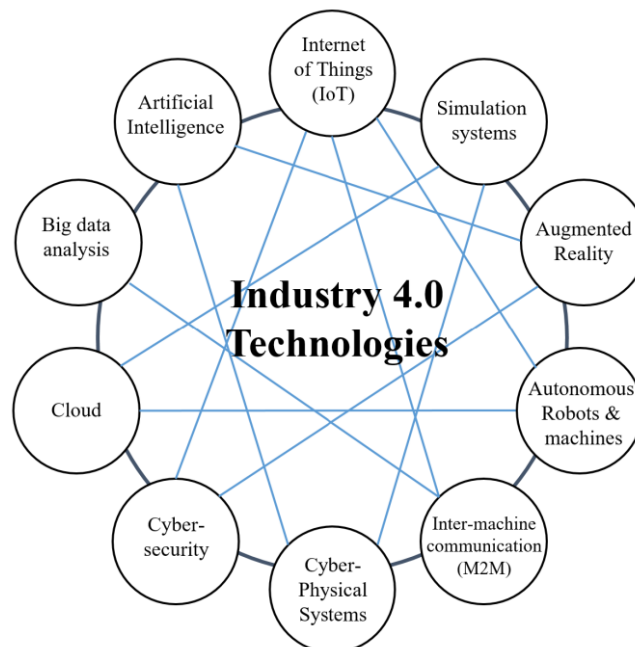


Figure 15 : Ten technology groups proposed by Danjou et al. [27].

This led to the identification of 20 items structured around two prospecting axes:

- The possible contributions of the 10 Industry 4.0 technology groups to strengthening the steps of the decision-making process; and
- Managers' expectations in terms of enhancement of the decision-making process by Industry 4.0 technologies.

This first version of the question was submitted to a first test panel of industrials and academics attached to the professional group “Operational Excellence and Supply Chain” of Arts et Métiers alumni, which brings together students and alumni of the Arts et Métiers engineering school, the largest European network of alumni of a major engineering school, and a group of industrial alumni of the Ecole des Arts et Métiers and academics working in the fields of operational excellence and supply chains. The group aims to enable observation of the evolution of the prospects and opportunities in this professional branch and help transfer knowledge in this field.

This first test brought out the need to link the evolution of the autonomy of teams and systems at the operational level with the deployment of Industry 4.0. This point was particularly expected by the industrialists solicited within this test group to provide a means of better understanding the issues associated with the reinforcement of the decision-making process by Industry 4.0 technologies; the latter insisted in particular on the need to make a link with the logic of collaboration and empowerment. To ensure the proper participation of the industrial experts who were subsequently asked to respond to the study, items related to the evolution of the autonomy of teams and systems at the operational level were added.

To meet these requirements, the study's steering committee decided to adopt the model of autonomy at work proposed by Bourdu et al. [89]. This was obtained at the end of a work analyzing autonomy in “emerging” work organizations (including Lean Management, Liberated Enterprise, and Responsible Enterprise) based on a think tank bringing together academics and industrials. This model of autonomy at work revolves around three dimensions:

- Dimension 1 is task-oriented, in which context autonomy involves the latitude for teams and operational systems to be able to define their own tasks, the sequencing of their tasks, methods of execution, the pace of work, and tools to be used;
- Dimension 2 defines the power for operational teams to exert an influence on the organizational environment by participating in the improvement of work organization and by influencing decisions concerning their work or the modes of cooperation necessary for the proper performance of the work; and

- Dimension 3, finally, measures the involvement of operational teams in the governance of their company through social dialogue or negotiation (in relation to simple information and consultation), the degree of influence on the sharing of the value created, the implementation of a participative management mode, and the presence of employee representatives in governance bodies.

These three dimensions delimit a space of empowerment, direct participation, capacity for influence, and making decisions at work within which the autonomy entrusted to teams and operational systems is built. To integrate all the dimensions, additional items have been structured around:

- The link between enhancing the decision-making process and the evolution of the autonomy of teams and systems of operations; and
- Managers' expectations vis-à-vis the capability of Industry 4.0 technology to increase the autonomy of operational teams in the tasks they perform, in organizations and in governance.

Based on this work, the Steering Committee selected ten questions/statements, bringing the list to a total of 30 questions/statements (presented in Appendix A), also referred to as “items” in this document. All the statements have been carefully examined iteratively by the authors to reduce the risk of misinterpretation.

4.3.5 Iteration Structure

The experts answered the initial questionnaire of 30 statements using the Color Insight platform. They had to give their opinion with the Régnier's abacus. Participants were also asked to justify their replies with a short comment. To enrich the study, the experts also had the opportunity to submit additional statements.

From the expert votes on each claim submitted, an item matrix was generated, as shown in Appendix C. This matrix of items helped classify and visualize the statements from the most feasible to the most unfavorable. Dissensus items appear in the middle of the matrix. The matrix was generated according to the “classic mode” proposed by Color Insight: the color weights are 5 for dark green, 4 for light green, 3 for orange, 2 for light red, and 1 for dark red. As there is no standard threshold in the literature, it was decided that consensus was reached when 60% of the responses in favor (green) or against (red) were observed.

At the end of the first iteration, the steering committee reviewed and synthesized the votes and comments. The second iteration could then be launched with the same participants, based on the following documents:

- A summary document presenting the results of the first round and allowing the experts to compare their answers;
- A detailed report presenting the distribution of votes and the anonymous areas for each item in order to minimize the risk of distortion commonly described in the literature [90]; and
- A refined questionnaire of 26 items, provided in Appendix B.

The main trends of opinion among the experts could be confirmed at the end of this second iteration and the steering committee decided to end the study. It should be noted that 21 of the 24 experts in the first round responded to the questionnaire in the second round. Although this decline in participation is one of the weaknesses of the research method [90], the representativeness of the panel was maintained around the following distribution: seven industrials, seven integrators, and seven academics. The results thus obtained at the end of this second iteration remain consistent with those resulting from the first iteration.

4.4 Findings and Discussion

Following the Delphi–Régner study, the steering committee synthesized the experts' answers. During the first round of the study, the questions were prepared by the steering committee, but for the next rounds it was the experts who proposed a list of statements. After analysis of all the data, we identified four themes to group the opinions:

- Autonomy 4.0;
- Decision-making process 4.0: managers' expectations;
- Decision-making process 4.0 and the level of integration of Industry 4.0 principles; and
- Enhancement of the decision-making process through Industry 4.0 technologies.

In the next subsection, we present a synthesis of the experts' answers according to the four themes identified. We used the following formula to reference the elements presented to the experts:

(RX-IY): reference to questionnaire X and item Y.

For example, reference R1-I2 refers to questionnaire number 1 and item number 2, “Operational teams and systems will need to be more autonomous to meet future challenges”. The full questionnaires are available in Appendices A and B and the item matrixes generated from the expert votes are shown in Appendices C and D.

4.4.1 Autonomy 4.0

The answers to items R1-I1 and R1-I2 allow us to estimate the gap between the current level of autonomy entrusted to operational teams and systems and the expected or desirable level induced by the deployment of Industry 4.0 technologies. The experts indicate that managerial practices differ from one company to another, especially according to their size and governance model (R1-I1). On the other hand, the experts are unanimous in affirming that teams and operational systems will have to be more autonomous in the future, mainly for agility, responsiveness, and efficiency reasons (R1-I2).

The experts mostly believe that Industry 4.0 technologies will help increase the level of autonomy of operational teams and systems (R1-I3). The answers to Item R1-I4 highlight the strong link between enhancing the decision-making process through Industry 4.0 technologies and increasing the level of autonomy.

The experts agree that it is necessary to distinguish the decision-making process steps that will remain entrusted to people from those where Industry 4.0 technologies are expected to either help people achieve them better or to fully automate them (R2-I1). This choice must consider the risk of rejection of these technologies by employees, the degree of maturity and quality of each Industry technology 4.0, which may be more or less advanced, and the level of mastery and integration of these technologies within each company.

The experts identify a number of risks that can lead to the disempowerment of teams and a loss of autonomy (R1-I3). Many repeatedly point out that the level of autonomy depends heavily on the governance model established in the company (items R1-I3, R1-I4, R1-I5, and R1-I8). This raises the question of whether increased autonomy is a prerequisite for the proper deployment of Industry 4.0 and/or whether it is the deployment of Industry 4.0 technologies—which offers new opportunities through enhanced support for better decision-making—that will encourage an increase in the autonomy entrusted to teams.

Some experts stated that using Industry 4.0 technologies to enhance decision-making could lead to a strong dependence of operators and managers on these technologies (R1-I4, R1-I6). This

could lead to a reduction in the decision-making latitude left to operational teams and the inability of managers to make good decisions in the face of the unknown, or when confronted with problems unforeseen, unmeasured, or difficult to identify by these technologies (R1-I4)

The experts explain that Industry 4.0 technologies can broaden the scope of decision/responsibility entrusted to operational teams (R1-I5). However, some emphasize that this is not an end in itself. Whether or not the decision-making scope of operational teams is broadened will depend above all on the governance model established in the company.

Items R1-I6 and R1-I7 make it possible to assess managers' expectations as perceived by the panel of experts concerning the first dimension of autonomy [89,91] which is focused on the task.

The experts almost unanimously believe that, overall, Industry 4.0 technologies will enhance the ability of operational teams and systems to carry out their tasks with maximum autonomy. Some explain it by the fact that the automation of certain repeatable and less complex tasks and decisions will relieve operational teams to whom it will then be possible to entrust more complex decisions inducing a higher level of responsibility and autonomy (R1-I6).

Even if a majority of the experts think that this corresponds to an expectation of managers, the increase in the autonomy left to operational teams and systems in the definition of tasks seems to be less consensual (R1-I7) than in the case of task completion (R1-I6). Several experts stress that the growing autonomy of teams must nevertheless take place in "compliance" with standards (R1-I7). In this sense, some experts specify that Industry 4.0 technologies will allow operational teams and systems to evolve standards or better train themselves. However, according to these same experts, the initial definition of standards or the validation of the evolutions retained thereafter will remain the responsibility of managers.

Items R1-I8, R1-I9, and R1-I10 make it possible to assess the managers' expectations as perceived by the panel of experts concerning the second dimension of autonomy [89,91] focused on the notion of collaboration declined according to three axes: cooperation (R1-I8), communication (R1-I9), and coordination (R1-I10).

On this second dimension of autonomy, the experts' opinions are the most consensual. The experts widely believe that managers expect Industry 4.0 technologies to enhance the cooperation of operational teams and systems with other organizational entities to increase

agility and efficiency (R1-I8). Some issues are highlighted, such as the risk of too much digitalization, the impact of the governance model, or the type of business model (B2B or B2C).

The experts also overwhelmingly believe that managers expect Industry 4.0 technologies to improve communication. They stress that the expectations are strong regarding information sharing and that it will be particularly important to associate meaning with it (R1-I9).

The experts are unanimous that managers expect Industry 4.0 technologies to enable operational teams and systems to more widely manage available resources, synchronize tasks, and align activities (coordination). Some make it a critical success factor. Others point out that the choice of technologies must be aligned with needs that are often unclear or poorly formulated by managers (R1-I10).

Items R1-I11 and R1-I12 make it possible to assess managers' expectations regarding the third dimension of autonomy [89,91] focused on the notion of governance defined according to two axes: the participation of operational teams in social dialogue (R1-I11) and management style (R1-I12). On this third dimension of autonomy, experts' opinions are most divided.

No consensus for or against emerges regarding managers' expectations on the interest of mobilizing Industry 4.0 technologies to allow operational teams and systems to participate widely in social dialogue and promote it. Many point out that this directly depends on the governance model established in the company (R1-I11). Some experts believe that social dialogue must accompany the proper implementation of Industry 4.0 technologies but doubt the existence of a will to exploit these technologies to improve social dialogue. Others point out that they present the risk of promoting unilateral top-down communication.

The experts also appear divided regarding managers' expectations of Industry 4.0 technologies and their ability to promote the implementation of participative management at the operational level (R1-I12). Many experts stress once again that this depends directly on the governance model established in the company. Some believe that new technologies will offer the opportunity to give more autonomy to operational teams and that this will include implementing a more participative management model. Still, other comments establish links with the directive and persuasive management models.

4.4.2 Decision-Making Process 4.0: Managers' Expectations

Overall, managers expect Industry 4.0 technologies to evolve and/or enhance the steps of the decision-making process (cf. Figure 14). Let us consider all the opinions expressed with regard

to enhancing the different steps of the decision-making process (items R1-I13 to R1-I20): 77% of the opinions are favorable, 10% are mixed, 8% disagree, and 5% disagree or do not know how to answer.

However, there are strong disparities. The experts are all totally or largely in favor of enhancing the following steps by means of Industry 4.0 technologies:

- Identification of problems and opportunities (R1-I14);
- Diagnosis of problems (R1-I15);
- Real-time “Capture/measure” of information relating to the status and performance of the production system (R1-I13);
- The search for existing solutions (R1-I16); and
- The “evaluation” step of the decision-making process, to ensure that the proposed solution is relevant and adapted to the context (R1-I19).

On the other hand, the enhancement of three steps is a source of dissensus:

- Filtering and eliminating already known solutions that are only slightly or not appropriate (R1-I18);
- The validation and authorization circuit for the implementation of a chosen solution (R1-I20); and
- The design of new tailor-made solutions (R1-I17).

(The steps are ranked in descending order of consensus in the lists above.)

According to the experts, managers expect Industry 4.0 technologies to contribute to the evolution or enhancement of the first three steps of the decision-making process: “Capture/measure”, “Recognition of a problem or opportunity”, and “Diagnosis”. The experts seem to indicate that these factors correspond to the steps with the highest potential of enhancement for all Industry 4.0 technology groups.

Regarding the “Recognition of a problem or opportunity” step, the experts believe that Industry 4.0 technologies can already offer solutions to enhance the identification of opportunities (and not only problems) through the use of artificial intelligence. However, they point out that this does not systematically correspond to an expectation sustained by all managers. This seems to depend in particular on the degree of maturity of each company in the mastery and knowledge of these technologies (R2-I2).

Then comes the “Evaluation” step, for which the level of expectation of managers and the potential for enhancements are also concerns.

In contrast, according to experts, the “Selection” step is the one for which managers’ expectations are the least important. This seems to be explained by the fact that in an operational context situations are less complex than at the strategic level; if the first steps of the decision-making process are well conducted, then the problem will be properly defined and the number of known solutions available will be relatively small. The mobilization of this “Selection” step is then unnecessary, and it is appropriate to move directly to the “Evaluation” step.

Subsequently, the “Design” and “Authorization” steps are, according to the experts, those for which managers’ expectations are the least important after “Selection”, but also those for which the contribution of Industry 4.0 technologies seems to be the least promising (see Section 4.4).

4.4.3 Decision Process 4.0 and Level of Integration of Industry 4.0 Principles

The experts point out that companies involved in Industry 4.0 have unequal levels of integration of Industry 4.0 principles (R2-I4). Many companies with a still too superficial understanding of the principles and challenges of Industry 4.0 remain focused on achieving short-term results through the “use of data to better understand reality”.

With respect to several items (R1-I13 to R1-I15, R2-I4, R2-I7, R2-I9, and R2-I11), the experts stress that it is more important to enhance in priority the steps of “Capture/measure”, “Recognition of a problem/opportunity”, and “Diagnosis”, which lay the foundations for the subsequent steps. However, many experts believe that enhancing the first three decision-making process steps remains reserved for companies that have undertaken an in-depth transformation of their operational governance mode (R2-I4). In particular, they draw attention to the importance of empowering field teams to use these new technologies and associated systems so that they can participate in their evolution and improvement.

Even if some technologies, such as artificial intelligence, offer great potential for improvement, experts generally agree that the majority of manufacturers are not at a sufficient level to consider today the enhancement of the step “Search” for already known solutions, especially in SMEs (R2-I5).

Similarly, and according to the experts, if the enhancement of the “Selection” step does not appear to be a priority today in the eyes of managers (R1-I18), this may change in the future (R2-I3). This is explained by the often too limited number of known solutions currently

available and mobilizable within many companies. However, the deployment of Industry 4.0 technologies will enhance the ability to identify solutions and remember them for next time. The number of known solutions is therefore likely to grow. AI also makes it possible to:

- Improve the quality of the selection of a known solution even within a limited panel of candidate solutions; and
- Identify a greater number of known possible solutions by recognizing similarities between a priori unrelated situations.

The experts are almost unanimous in saying that most manufacturers have not yet reached a sufficient level of integration of the principles of Industry 4.0 to consider today the enhancement of the “Design” step (R2-I6). Several experts point out that this step will probably be where human intervention will remain the most essential.

According to the experts, the same applies to the enhancement of the “Evaluation” step (R2-I7), but the positions here are much less clear-cut than before. This step nevertheless is the locus of highest consensus with respect to enhancement after the first three steps of the decision-making process, particularly via the use of simulation, performance measurement, or automated reporting systems. Accordingly, if the level of integration of the principles of Industry 4.0 is not yet perceived as sufficient by the panel of experts, expectations remain high (R1-I19), and partial solutions already exist to enhance this step.

Finally, the fact that the actual level of adoption of Industry 4.0 principles is too low to consider the enhancement of the “Authorization” step is also almost unanimous (R2-I8).

The experts remain relatively divided on the future orientations to be given around the enhancement of the “Authorization” step in terms of level of delegation or automation (R2-I9 to R2-I11).

The experts generally remain reluctant to fully automate the “Authorization” step (R2-I11). They are concerned with the risk of disempowerment of managers, loss of initiative of operational teams, and inadequate management systems in place for which the interpersonal component is central (nemawashi, for example, which is the process of consensus-building in a Lean management context [92]).

In this sense, several experts believe that it is worthwhile to mobilize Industry 4.0 technologies to facilitate communication and coordination (R2-I9) to make the “Authorization” step more efficient and reduce the implementation time of the validation loop. However, in a more

consensual way, the panel of experts thinks that it is better to reinforce the last step “Authorization” to partially or totally delegate this step from the manager to the team or person at the initiative of the proposed solution (R2-I10).

4.4.4 Enhancement of the Decision-Making Process through Industry 4.0 Technologies

Items R1-I21 to R1-I27 and R2-I24 to R2-I26 aimed to target the steps of the decision-making process likely to evolve or be enhanced by the ten Industry 4.0 technology groups: big data analysis, artificial intelligence, Internet of Things (IoT), simulation, augmented reality, cybersecurity, cloud computing, cyber-physical systems, autonomous robots/machines and inter-machine communication (M2M).

The summary of the results appears Figure 16 below.

	Big data analysis	Artificial Intelligence	Internet of Things (IoT)	Simulation systems	Augmented reality	Cybersecurity	Cloud	Cyber-Physical Systems	Autonomous robots/machines	Inter-machine communication (M2M)	Estimating the potential for enhancing a step with Technologies 4.0	Rank determined by the level of consensus	"Consensus For" rank on item R1-I13 to R1-I20 - Managers' level of expectation on enhancing steps per tech 4.0
Capture-Measure	71%	42%	96%	5%	25%	50%	77%	89%	94%	82%	16.7%	1	3
Gap recognition	67%	79%	38%	11%	46%	20%	77%	83%	72%	88%	15.4%	2	1
Diagnostic	67%	88%	29%	42%	54%	25%	77%	56%	56%	82%	15.2%	3	2
Search	63%	71%	13%	21%	29%	10%	77%	50%	28%	59%	11.2%	6	5
Selection	63%	75%	13%	58%	29%	15%	77%	44%	17%	47%	11.6%	5	8
Design	17%	38%	13%	58%	50%	15%	77%	44%	28%	18%	9.4%	7	7
Evaluation	46%	54%	17%	89%	42%	15%	77%	44%	44%	47%	12.4%	4	4
Authorize	21%	25%	8%	0%	17%	65%	77%	28%	22%	53%	8.2%	8	6
None of these steps	0	0	0	0	4%	17%	0%	0%	0%	0%			
I don't know	0	0	0	21%	0	17%	8%	14%	14%	19%			
I don't want to answer	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0			
	12.0%	13.7%	6.5%	6.5%	8.5%	5.2%	16.5%	10.9%	9.0%	11.2%			

Figure 16 : Synthesis of answers to items R1-I21 to R1-I27 and R2-I24 to R2-I26.

Figure 16, above, shows the percentage of experts who believe that one of the steps in the decision-making process listed in the row is likely to evolve or be enhanced by one of the Industry technologies 4.0 listed in the column.

For example, 71% of experts believe that the “Capture/measure” step is likely to evolve or be enhanced by big data analysis:

Cells corresponding to a “consensus for” appear in green in the Figure 16 (i.e., responses in agreement with the association of a technology with the evolution or enhancement of one of the steps of the decision-making process $\geq 60\%$ of all opinions);

- Cells corresponding to a “consensus against” appear in red in the Figure 16 (i.e., responses disagreeing with the association of a technology with the evolution or enhancement of one of the steps of the decision-making process $\geq 60\%$ of all opinions); and
- Cells corresponding to a “dissensus” appear in white.

The next column gives an indication of the steps in the decision-making process that are most likely to evolve or be enhanced by one of the Industry 4.0 technologies listed in the column.

For example, 16.7% of all possibilities for evolution or enhancement of the decision-making process steps by one of the ten Industry 4.0 technology groups listed in the column concern the “Capture/measure” step.

The last two columns make it possible to compare, based on the opinions formulated by the experts, the level of expectation of managers and the potential offered by the ten Industry 4.0 technology groups to evolve or enhance the steps of the decision-making process.

The three penultimate lines indicate the number of experts:

- Who believe that one of the technologies listed does not enhance any of the steps in the decision-making process;
- Who don't know how to answer; and
- Who do not want to answer.

Finally, the last line of the Figure 16 indicates the technologies most likely to develop or enhance all or part of the steps of the decision-making process. For example, 12% of all opportunities for change or enhancement of the decision-making process steps by one of the ten Industry 4.0 technology groups listed in the column come from big data analysis.

4.4.4.1 Contribution of Industry 4.0 Technologies to Enhance the Decision-Making Process

The experts stated that the Cloud contributes to the evolution and/or enhancement of all steps of the decision-making process by promoting the pooling and sharing of information and collaboration logic (R1-I27).

The experts' opinions seem to indicate that among the nine remaining technological groups (Figure 16), big data analysis and artificial intelligence are the technologies likely to significantly evolve or enhance the largest number of steps of the decision-making process (R1-I21 and R1-I22). According to the results, these two technologies can help to enhance similar steps in the decision-making process, except the “Capture/measure” step. The experts believe that these are particularly promising technologies to enhance:

- The first steps of “Recognition of a problem or opportunity” and “Diagnosis” of the decision-making process; and
- The “Search for solutions” and “Selection” steps specific to situations for which solutions are already known.

On the other hand, dissensus remains concerning the enhancement of the “Evaluation” step by these two technologies.

The experts mostly agree that inter-machine communication (M2M) is likely to mainly enhance the first three steps “Capture/measure”, “Recognition of a problem or opportunity”, and “Diagnosis” (R1-I30 and R2-I26).

The experts prioritize the use of cyber-physical systems to enhance the first steps “Capture/measure” and “Recognition of a problem or opportunity” (R2-I24). However, several experts believe it has become an “umbrella term” and a concept perceived as very vague. They specify that these systems result from the amalgamation of several technologies and that they generally integrate themselves into other systems (R1-I28 and R2-I24). Their direct contribution relates more naturally to enhancing the first steps of the decision-making process. Still, they can indirectly contribute to enhancing all the steps of the decision-making process (R2-I24).

The experts’ answers indicate that autonomous robots/machines mainly offer opportunities for enhancement of the first two steps of the decision-making process, “Capture/measure” and “Recognition of a problem or opportunity” (R2-I25). The majority of experts agree that they will contribute little to the direct enhancement of the last six steps of the decision-making process and remain mainly actuators capable of capturing data and communicating with other systems (R1-I29 and R2-I25).

Although often mentioned by experts, “augmented reality” appears to be one of the technologies most suitable for dissensus (R1-I25). Expert opinions seem to indicate that this technology group is not conducive to evolving or enhancing the “Capture/measure”, “Search for already known solutions”, “Selection”, and “Authorization” steps. The experts remain undecided or divided as to the relevance of this technological group to enhance the steps “Recognition of a problem or an opportunity”, “Diagnosis”, “Design”, and “Evaluation” (see Section 4.4.2).

In an extremely consensual way, experts believe that the IoT is reserved for enhancing the “Capture/measure” step but does not relate directly to the other steps of the decision-making process (R1-I23).

The experts indicate that simulation systems mainly contribute to enhancing the “Evaluation” step of the decision-making process to assess solutions’ relevance and choose a solution that can be judiciously implemented. However, simulation seems relevant to enhancing the

“Design” step, allowing the modelling of several innovative solutions before selecting the most promising one (R1-I24). The same applies to the “Selection” step, but the experts have reservations about the interest of enhancing this step in the short term (cf. Section 4.3—item R2-I3).

Regarding the enhancement of the different steps by technologies related to “Cybersecurity”, the opinions of experts are quite divided (R1-I26, R2-I22, and R2-I23):

- The majority believe that cybersecurity should protect the exchanges between the various stakeholders at the last step “Authorization” before the action is taken;
- A number of them believe that these technologies must make all the steps of the decision-making process more reliable and not just one or a few particular steps. They insist that if the slightest link is corrupted, the entire decision-making chain is corrupted (R2-I22 and R2-I23). These experts believe that “Cybersecurity” necessarily accompanies any step in which data is generated, exchanged, transformed, interpreted, or stored (R1-I26); and
- Others believe that it is advisable to act as a priority at the beginning of the process on capture/measurement so as not to work from corrupted data. Reference is often made here to the expression “garbage in, garbage out” (R2-I22), which refers in computer science to the concept that erroneous or absurd input data (garbage) produces absurd results. However, one of the experts draws attention to the risk of confusion between cybersecurity and corruption of data entering the decision-making process. It considers that this last point is not in the field of cybersecurity but depends more on the quality and robustness of the steering and management processes.

4.4.4.2 Enhancement of the Steps of the Decision-Making Process

The vast majority of experts agree to highlight the complementarity of IoT and big data analysis to enhance the “Capture/measure” step (R2-I12). The IoT appears as the preferred technology to “capture” real-time data coming back from the field (R1-I23) even if it can be helped in this by cyber-physical systems, inter-machine communication (M2M), and data from autonomous robots/machines (R2-I24 to R2-I26). Several experts specify that the analysis of big data not only contributes to a simple “measurement” of indicators reflecting the state and performance of the production system, but also allows the identification of links between the variables measured and a predictive approach (R2-I12). The experts point out that big data analysis often

works in tandem with artificial intelligence, although some experts believe that the latter intervenes rather than strengthens the next steps of the decision-making process (R2-I13).

At the level of the “Recognition of a problem or an opportunity” step, half of the experts agree that the use of augmented reality is mainly considered to alert an operator to a critical situation to which he does not have direct access or that he may not spot (R2-I15). They explain that augmented reality can be used to reveal problems or opportunities by:

- Enriching what is perceived by the operator; and
- Facilitating information sharing between a remote expert and a worker/operator physically present on the workstation.

Other experts are more divided on this point and object that simpler solutions to implement are generally possible and preferable. However, this technology seems promising to enhance this step for training or demonstrations.

At the “Diagnostic” step:

- A large majority of experts agree that the use of simulation is mainly considered to evaluate the possible consequences of a problem on a future state of the operational system or to estimate the potential offered by an opportunity (R2-I16); and
- The majority of experts believe that augmented reality must be coupled with simulation to facilitate the visualization and understanding of the current or future state of the operational system. However, some point out that augmented reality involves great efforts in terms of development and that simulation alone is often sufficient (R2-I17).

The experts explain that cloud computing, big data analysis, and/or artificial intelligence offer interesting opportunities to enhance the “Search for already known solutions” step. However, some experts explain that many managers say they are interested in this possibility of enhancement but do not make it a priority today (R1-I16), in particular for the following reasons:

- The volume of data and the capitalization of knowledge are still too low and/or poorly organized, especially regarding the root causes of each known problem and the solutions that can be brought to it. In this sense, this justifies the prioritization given to the enhancement of the first three steps of the decision-making process (R1-I16);
- Many managers do not believe in the exploitation of technologies such as artificial intelligence to process this data (R1-I16). Yet some experts explain that the use of

techniques such as neural networks or case-based reasoning, fuzzy logic, or a combination of these techniques to sort or identify similarities between a priori unrelated situations can already prove useful even if the number of known solutions is relatively small (R2-I3); and

- When there are several known solutions (even in very limited numbers), the reflex is usually to choose the one that has worked best in the past without resorting to a detailed analysis aimed at comparing the different situations and choosing the best solution taking into account the specificities of each situation. This is generally justified by the limited time available to carry out this analysis (R2-I3).

The coupling of cloud computing, big data analysis, and artificial intelligence seem to offer interesting enhancement opportunities for the “Selection” step. However, the experts’ comments indicate that the situations encountered at the operational level within companies are currently not likely to be able to establish a link with a large number of solutions already known (R1-I18). Therefore, the “Selection” step of the decision-making process seems today to be reserved for decisions at a more tactical or strategic level. Many experts believe that this will change later when the integration of Industry 4.0 will be more effective (cf. Section 4.3—item R2-I3).

The majority of experts consider that the two most promising technologies to evolve or enhance the “Design” step are simulation and augmented reality (R2-I18). Many experts who agree with this statement point out in their comments that priority should generally be given to simulation to explore new scenarios and solutions and then test them in a pilot, possibly using augmented reality and, more precisely, virtual or mixed reality. It should be noted that some experts believe that the role that AI could play in enhancing this step is underestimated.

At the level of the “Evaluation” step, the analysis of the opinions formulated by the experts makes it possible to identify the following points:

- The coupling between artificial intelligence and simulation is not systematically necessary; simulation systems can be operated without AI (R2-I20). However, this remains the most widely promoted coupling by the panel of experts (R2-I19 to R2-I21);
- The coupling between big data analysis and simulation is not systematically necessary, mainly because the implementation of simulation systems does not always require the use of a very large amount of data (R2-I19);

- Even more markedly, the coupling between augmented reality and simulation does not appear to be systematically necessary (R2-I21);
- In some cases, augmented reality can complement simulation systems to facilitate the visualization of the consequences and results of the scenarios and solutions envisaged. However, a large number of experts believe that priority should generally be given to simulation in order to test a solution envisaged (R2-I21);
- artificial intelligence can be used, for example, to detect different patterns in datasets and thus highlight relationships or impacts between solutions and problems without going through simulation (R2-I20); and
- Finally, an expert insists that coupling with other technologies can usefully contribute to the enhancement of this “Evaluation” step and, in particular, augmented reality (R2-I19 and R2-I20).

As explained above (cf. Section 4.2), the experts remain relatively divided on the future guidelines to be given in the enhancement of the “Authorization” step (R2-I9 to R2-I11). Some experts agree that it is interesting to mobilize Industry 4.0 technologies to facilitate communication and coordination (R2-I9) to make this step more efficient and reduce the time to implement the validation circuit. In this sense, cloud computing and cybersecurity appear as the technologies with the highest potential for enhancements (R1-I26 and R1-I27). However, the strategies for enhancing this step will depend on the governance model in place (R1-I1 and R1-I12) and the autonomy 4.0 model targeted in the long term by each company.

4.5 Research Results, Limitations, and Perspectives

4.5.1 Main Results

This research work highlights the technology groups that are most conducive to enhancing each step of the decision process. Figure 17 summarizes the contributions of Industry 4.0 technologies to decision-process enhancement that are in consensus (cf. solid line link on Figure 17) and the contributions that are under debate (cf. dashed links on Figure 17). The latter needs to be clarified in the future as the level of integration of Industry 4.0 principles increases within companies and as the capabilities offered by Industry 4.0 technologies evolve or become more precise.

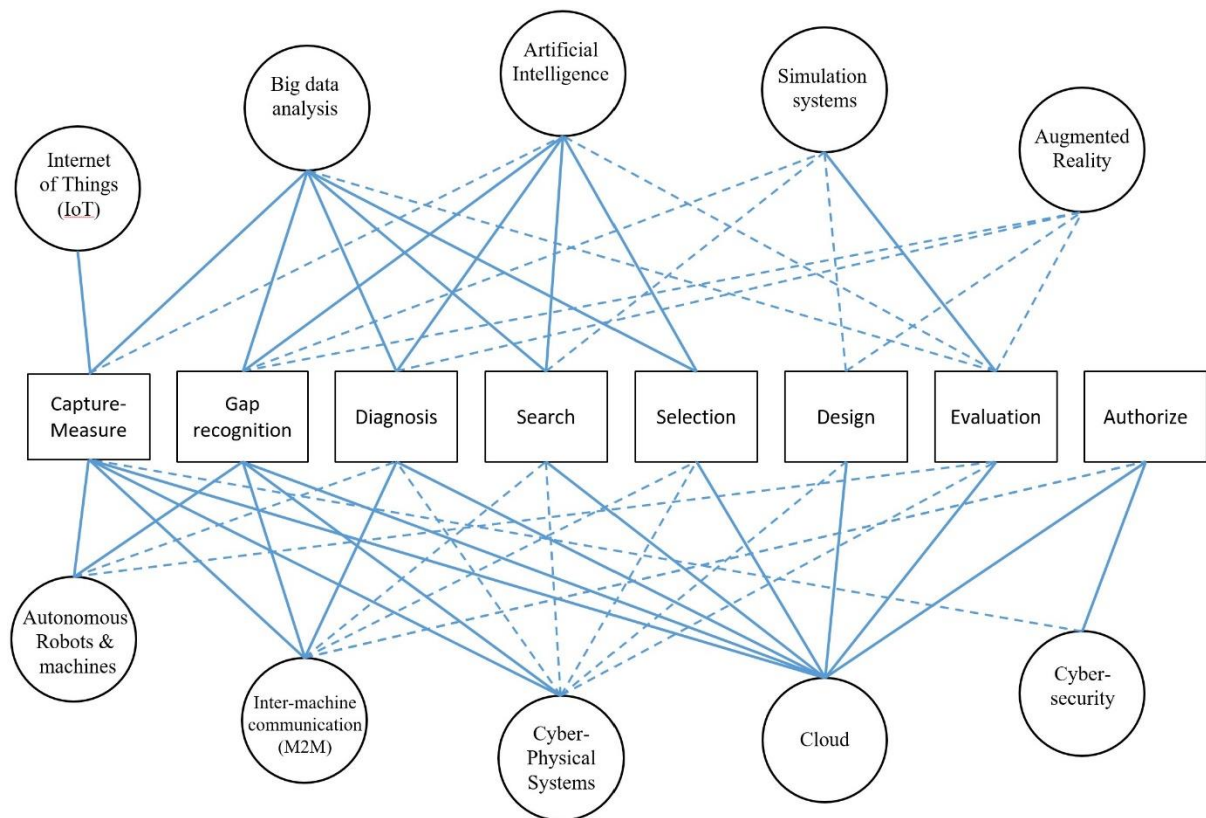


Figure 17 : Contributions of Industry 4.0 technologies to decision-process enhancement that are in consensus or under debate.

The synthesis of the expert comments highlights that a technology group alone can rarely contribute to enhancing a decision step. On the other hand, a given group of technologies may be useful in enhancing one or more steps of the decision process for a given type of a decision but be inappropriate in another case. The complexity of the problem, the nature of the data needed to identify and analyze the situation, the number of known solutions and their characterizations, the evaluation of the implementation of a solution, and the decision-making circuit leading to the implementation of the chosen solution can be very different from one type of decision to another and from one company to another.

Therefore, it seems difficult to identify combinations of technology groups that would be systematically relevant and generalizable to enhance all or part of the decision process for any type of decision and industrial context.

However, some remarkable points concerning each technology group emerge from the study. Cloud computing occupies a special place by potentially contributing to enhancing all decision-making process steps. This technology appears to act as the backbone to any system of global enhancement of the decision-making process. Conversely, the IoT offers potential for

enhancement solely focused on the “Capture/measure” step. However, it appears to be an essential and decisive technology for enhancing this step. The autonomous robots/machines and inter-machine communication technologies groups have a marked potential for enhancing the early steps of the decision-making process. Still, their contribution seems much less interesting beyond the “Diagnosis” step. The contribution of cyber-physical systems seems particularly interesting for enhancing the first steps of the decision-making process. Still, this technological group also seems to be able to contribute indirectly to enhancing all the steps of the decision-making process. Simulation systems offer the potential for enhancements focused primarily on the “Evaluation” step. In the long term, this technological group could also play a more marked role in selecting known solutions, designing tailor-made solutions, or even at the “Diagnosis” step. Big data analysis and artificial intelligence are two technological groups whose contributions appear to be closely linked. Their role seems particularly promising in enhancing the first three steps of the decision-making process and searching for and selecting known solutions. They also seem to play an interesting role in the long term to enhance the “Evaluation” step. Their interest seems less obvious today in the case of tailor-made solutions, but this could evolve in the long term depending on future progress in the development of these technologies and the level of integration of the principles of Industry 4.0 within companies. The contribution of augmented reality is less generalizable and seems to be reserved for specific application cases, especially in addition to other technologies for the enhancement of the steps “Recognition of a problem or an opportunity”, “Diagnosis”, “Design”, and “Evaluation”. While the potential for cybersecurity to enhance the last “Authorization” step seems to be established, there is some dissensus on the enhancement of the other steps with two positions displayed:

- Cybersecurity must act primarily at the beginning of the decision-making process on capture/measurement to avoid working with corrupted data; and
- This technology group must make all the steps of the decision-making process reliable because if the slightest link is corrupted, the entire decision-making process is corrupted.

These different points of view call attention to the need to clarify and communicate widely on the exact scope covered by cybersecurity, particularly on the role played by this technological group concerning the corruption of data used in the decision-making process. The same applies to the field covered by cyber-physical systems, which is often perceived as very vague and associated with implementations of very different levels of aggregation.

4.5.2 Limitations

The first limitation of this study concerns the Delphi method and the panel of experts selected by the steering committee. The choice of experts necessarily involves a subjective bias related to the choice of experts in academic and industrial networks. However, despite the steering committee's desire for neutrality and the particular attention paid to the coherence and complementarity of the profiles selected in relation to the research objective, it nevertheless seems difficult to completely free oneself from these difficulties.

A specific limitation concerns the responses to the items on managers' expectations. Indeed, they only reflect the perception that the panel experts have of these expectations. Despite the precautions taken in the selection of "industrial" and "integrator" experts, it would be interesting to carry out a specific study on the differences between the expectations formulated by managers and "practitioners" and the perception of these expectations by the decision-makers in charge of Industry 4.0 deployment projects within companies

Another limitation of this study is the design of the first questionnaire, which plays a decisive role in the orientation given to the study and in the understanding and appropriation of the subject by the panel of experts. It was built around the research objective and decision-making 4.0 model in an operational context proposed by Rosin et al. (Figure 14). It was then corrected to consider the feedback and expectations formulated by a test panel different from the panel of experts who then participated in the entire study. The framework note attached to the questionnaire could also be improved accordingly. Although this intermediate step has reduced the risk of misinterpretation due to problems in formulating the various items, it cannot be eliminated. In all cases, the resulting choices inevitably had a structural implication at the beginning of the study. However, experts were allowed to comment and propose other statements in the following. The orientation of the first questionnaire likely created a subjective bias from the outset.

The last limitation is that our study is qualitative, the Régnier abacus having been specifically adapted to this type of research. However, the prospective aspect of the subject of study and its scope did not allow the current state of knowledge to envisage a more quantitative approach. However, the Delphi-Régnier method allowed us to collect empirical data and visualize experts' opinions to identify the main contributions of the different technological groups to enhance the decision-making process. It also provided the basis for constructing a more quantitative study on managers' current and future expectations on this subject. Finally, it also

opens the field to a comparative qualitative study on the new modes of autonomy 4.0 that enhance the decision-making process.

4.5.3 Research Perspectives

The study highlights more research opportunities. It does not pronounce on whether or not to extend the decision-making remit entrusted to operational teams and systems. The authors believe that research should be undertaken to study the evolution of this decision-making remit that may be induced by the enhancement of the decision-making process by Industry 4.0 technologies.

On several occasions, a link is implicitly established with certain principles and notions of Lean, such as standards, continuous improvement, *gemba*, and *nemawashi*. Lean approaches often appear as a prerequisite for the proper deployment of Industry 4.0 [93]. Additionally, it would seem particularly interesting to study to what extent the enhancement of the decision-making process by Industry 4.0 technologies is naturally consistent or conversely risks contradicting the implementation of the different principles of Lean.

Finally, this study highlights the close link between enhancing the decision-making process and the evolution of the level of autonomy that can be entrusted to operational teams and systems. The authors believe that this calls for additional work on new modes of cyber-autonomy, risks, opportunities, and associated critical success factors and their implementation. The enhancement of the decision-making process inevitably raises questions about the advisability of a new distribution of responsibilities entrusted to the operational teams and systems and about the new modes of autonomy induced by the deployment of Industry 4.0. Today, little work is interested in the expectations of managers on these points and these fundamental links that are likely to upset the models of organization at work. Previous work by Rosin et al. [72] has led to the proposed model of autonomy types composed of seven types of autonomy in the decision-making process based on Industry 4.0 technologies: (1) Cyber Monitoring, (2) Cyber Search, (3) Standard Decision Support, (4) Cyber Control, (5) Cyber Design, (6) Customized Decision Support, and (7) Cyber Autonomy. This model has been validated by analyzing a set of case studies from the literature but must now be validated with real cases and feedback from business experts.

4.6 Conclusions

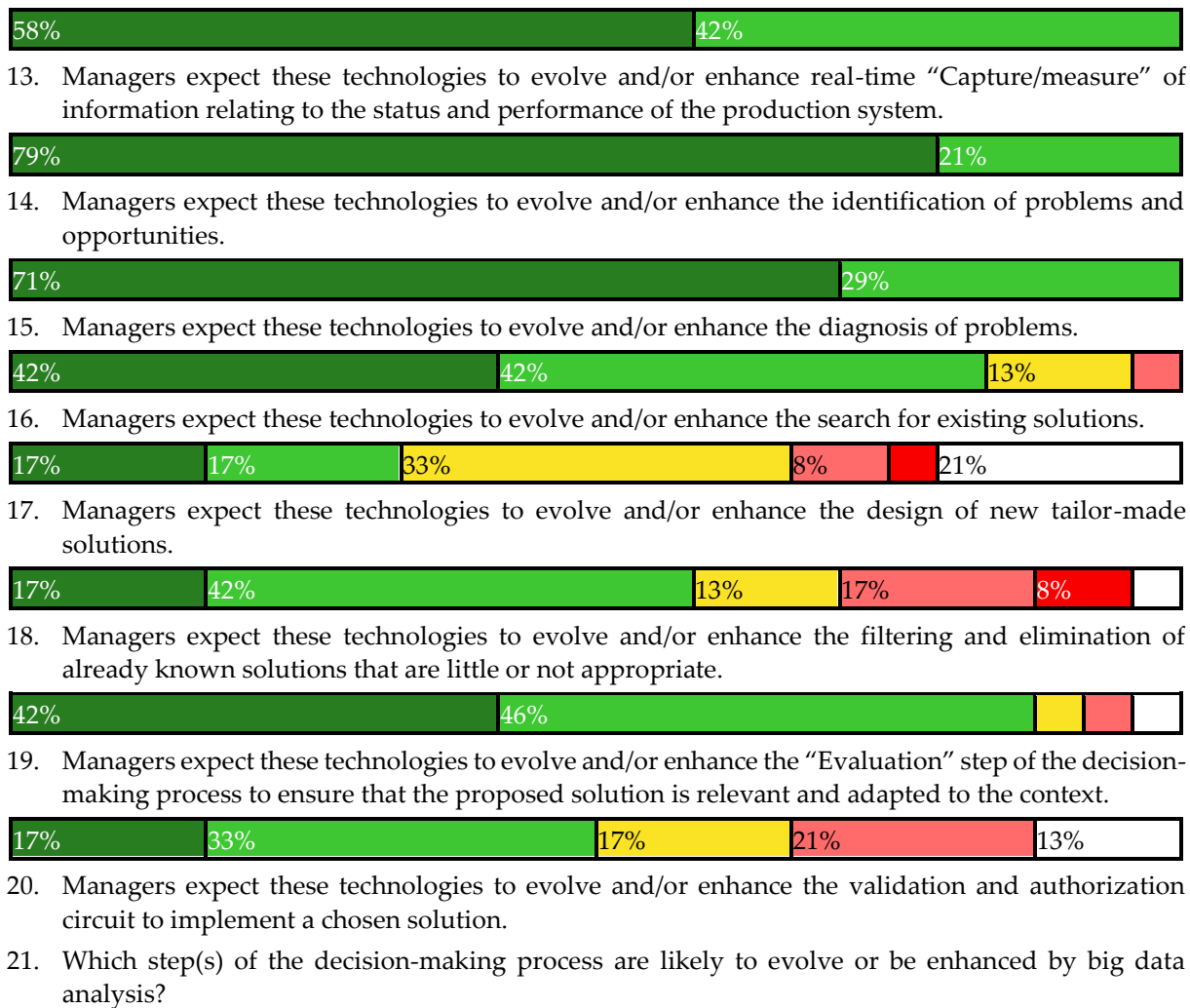
The research work presented in this article aimed to study the potential to enhance the decision-making process of operational teams and systems with the use of Industry 4.0 technologies. As such, this study clarified the possible contributions of the various Industry 4.0 technology groups to the enhancement of the decision process and identified the technologies with the greatest potential for enhancement at each step of the decision-making process. This study's results can help decision makers target the technologies to be considered in priority according to the type of decision process reinforcement desired.

This study has made it possible to specify the decision-making process steps for which managers expect an enhancement by Industry 4.0 technologies. According to the expert panel, managers' expectations today focus mainly on enhancing the steps of the decision-making process if already known solutions can be identified and proposed: "Capture/measure", "Identification of problems and opportunities", "Diagnosis", "Recovery of existing solutions", and "Evaluation". The enhancement of the first three steps is expected as a priority, as it lays the foundations for improving the next steps. Conversely, the level of integration of the principles of Industry 4.0 is not currently considered sufficient to consider the enhancement of other steps. Enhancing the "Design" step appears to be the least challenging in the short term, as it is generally considered very complex. This is also the case for the "Selection" step, particularly because of the low capitalization of data on known problems and solutions. The expectations around the enhancement of the "Authorization" step are the ones that lend themselves most to the discussion because they are directly related to the governance model and the degree of autonomy targeted within each company, as well as to the risks induced by these choices. This study confirms the strong link between improving the decision-making process through the use of Industry 4.0 technologies and increasing the level of autonomy. While it appears that Industry 4.0 technologies will increase the level of autonomy of operational teams and systems, there are still many risks that can lead to a loss of autonomy or disempowerment of operational teams and managers. The results of this study highlight that managers particularly expect Industry 4.0 technologies to contribute to strengthening the level of autonomy centered on the notion of collaboration declined according to three axes: cooperation, communication, and coordination. The enhancement by Industry 4.0 technologies of task-centered autonomy also seems expected by managers. However, the results are more ambiguous about the autonomy left to operational teams in defining their tasks. This seems to depend heavily on the governance and management model implemented and the level of

integration of Industry 4.0 principles within the company. In this sense, managers' expectations according to the expert panel seem to lead to strong dissensus at the level of enhancement by Industry 4.0 technologies with respect to the level of autonomy focused on governance.

Appendix A. First Questionnaire Statements with Their Vote's Distribution





Answer(s)	Counter
1—Real-time “Capture/measure” of information relating to the status and performance of the production system	71%
2—“Recognition of a problem or opportunity”	67%
3—“Diagnosis” on the current situation to explain the deviation from the ideal situation targeted or expected	67%
4—“Search for already known solutions”	63%
5—“Selection” to filter out unsuitable or inappropriate solutions	63%
6—“Design” of tailor-made solutions	17%
7—“Evaluation” of the possible solutions identified	46%
8—“Authorization” for the implementation of the actions corresponding to the chosen solution	21%

22. Which step(s) of the decision-making process are likely to evolve or be enhanced by artificial intelligence?

Answer(s)	Counter
1—Real-time “Capture/measure” of information relating to the status and performance of the production system	42%
2—“Recognition of a problem or opportunity”	79%
3—“Diagnosis” on the current situation to explain the deviation from the ideal situation targeted or expected	88%
4—“Search for already known solutions”	71%
5—“Selection” to filter out unsuitable or inappropriate solutions	75%
6—“Design” of tailor-made solutions	38%

7—"Evaluation" of the possible solutions identified	54%
8—"Authorization" for the implementation of the actions corresponding to the chosen solution	25%

23. Which step(s) in the decision-making process are likely to evolve or be strengthened by the Internet of Things (IoT)?

Answer(s)	Counter
1—Real-time "Capture/measure" of information relating to the status and performance of the production system	96%
2—"Recognition of a problem or opportunity"	38%
3—"Diagnosis" on the current situation to explain the deviation from the ideal situation targeted or expected	29%
4—"Search for already known solutions"	13%
5—"Selection" to filter out unsuitable or inappropriate solutions	13%
6—"Design" of tailor-made solutions	13%
7—"Evaluation" of the possible solutions identified	17%
8—"Authorization" for the implementation of the actions corresponding to the chosen solution	8%

24. Which step(s) of the decision-making process are likely to evolve or be enhanced by simulation systems?

Answer(s)	Counter
1—Real-time "Capture/measure" of information relating to the status and performance of the production system	5%
2—"Recognition of a problem or opportunity"	11%
3—"Diagnosis" on the current situation to explain the deviation from the ideal situation targeted or expected	42%
4—"Search for already known solutions"	21%
5—"Selection" to filter out unsuitable or inappropriate solutions	58%
6—"Design" of tailor-made solutions	58%
7—"Evaluation" of the possible solutions identified	89%
8—"Authorization" for the implementation of the actions corresponding to the chosen solution	0%
I don't know	21%

25. Which step(s) of the decision-making process are likely to evolve or be enhanced by augmented reality?

Answer(s)	Counter
1—Real-time "Capture/measure" of information relating to the status and performance of the production system	25%
2—"Recognition of a problem or opportunity"	46%
3—"Diagnosis" on the current situation to explain the deviation from the ideal situation targeted or expected	54%
4—"Search for already known solutions"	29%
5—"Selection" to filter out unsuitable or inappropriate solutions	29%
6—"Design" of tailor-made solutions	50%
7—"Evaluation" of the possible solutions identified	42%
8—"Authorization" for the implementation of the actions corresponding to the chosen solution	17%
None of these steps	4%

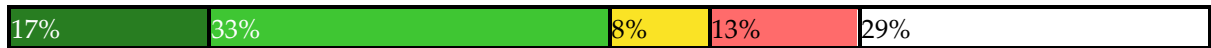
26. Which step(s) of the decision-making process are likely to evolve or be enhanced by cybersecurity?

Answer(s)	Counter
1—Real-time "Capture/measure" of information relating to the status and performance of the production system	50%
2—"Recognition of a problem or opportunity"	20%

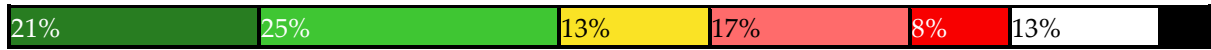
3—"Diagnosis" on the current situation to explain the deviation from the ideal situation targeted or expected	25%
4—"Search for already known solutions"	10%
5—"Selection" to filter out unsuitable or inappropriate solutions	15%
6—"Design" of tailor-made solutions	15%
7—"Evaluation" of the possible solutions identified	15%
8—"Authorization" for the implementation of the actions corresponding to the chosen solution	65%
None of these steps	17%
I don't know	17%



27. Cloud computing contributes to the evolution and/or enhancing of all steps of the decision-making process.



28. Cyber-physical systems contribute to the evolution and/or enhancing of all steps of the decision-making process.



29. Autonomous robots/machines rely on other Industry 4.0 technologies in order to be more autonomous, but as such do not contribute to the evolution or enhancement of the different steps of the decision-making process.

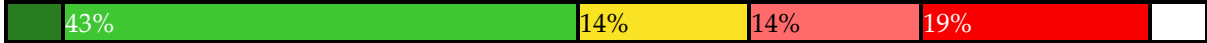


30. Inter-machine communication (M2M) allows robots and autonomous machines to interact with each other or operate with humans in a safe way (cobotics), but does not as such contribute to the evolution or enhancement of the different steps of the decision-making process.

Appendix B. Second Questionnaire Statements with Their Vote's Distribution



1. It is necessary to distinguish the steps of the decision-making process that will remain entrusted to men, from those where Industry 4.0 technologies are expected to either help men to achieve them better or to fully automate them.



2. Managers expect Industry 4.0 technologies to evolve and/or enhance the identification of problems coming up from the field, but not necessarily opportunities (the gap between the normal situation and the projected situation).



3. In an operational context, the number of known solutions available to address a given problem is too rarely large enough to justify the enhancement by Industry 4.0 technologies of the "Selection" step, which aims to filter/eliminate already known solutions.



4. Many companies involved in Industry 4.0 have a sufficient level of integration of its principles to consider today the enhancement of the steps "Capture/measure", "Recognition of a problem/opportunity" & "Diagnosis" of the decision-making process by new technologies



5. The majority of manufacturers are not yet at a sufficient level of integration of the principles of Industry 4.0 to consider today the enhancement of the "Search for already known solutions" step of the decision-making process by new technologies.



6. The majority of manufacturers are not yet at a sufficient level of integration of the principles of Industry 4.0 to consider today the enhancement of the "Design" step of the decision-making process by new technologies.



7. The majority of industrialists are not yet at a sufficient level of integration of the principles of Industry 4.0 to consider today the enhancement of the "Evaluation" step of the decision-making process by new technologies.



8. The majority of industrialists are not yet at a sufficient level of integration of the principles of Industry 4.0 to consider today the strengthening of the "Authorization" step of the decision-making process by new technologies.



9. It is preferable to enhance the last "Authorization" step of the decision-making process to facilitate communication and coordination between the different actors and entities involved in the validation circuit.



10. It is preferable to enhance the last step "Authorization" of the decision-making process to delegate this step from the manager to the team or person at the initiative of the proposed solution.



11. It is preferable to enhance the last "Authorization" step of the decision-making process to automate it.



12. At the “Capture/measure” step, IoT mainly contributes to “capturing” real-time data coming back from the field, while big data analysis mainly contributes to the “measurement” of indicators reflecting the state and performance of the production system.



13. At the level of the “Capture/measure” step of the decision-making process, the use of artificial intelligence is less relevant or more restrictive to implement than big data analysis.



14. Artificial intelligence and big data analysis make it possible to enhance the same steps of the decision-making process, but artificial intelligence makes it possible to ensure data processing requiring a more at the level of cognition than big data analysis.



15. At the level of the “Recognition of a problem or opportunity” step, the use of augmented reality is mainly considered in order to alert an operator to a critical situation to which he does not have direct access or which he may not spot.



16. At the level of the “Diagnosis” step of the decision-making process, the use of simulation is mainly considered in order to evaluate the possible consequences of a problem on a future state of the operational system or to estimate the potential offered by an opportunity.



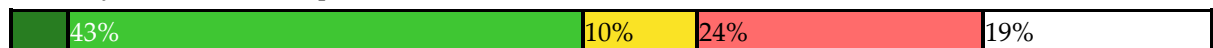
17. At the level of the “Diagnosis” step of the decision-making process, the use of augmented reality is mainly envisaged coupled with simulation in order to facilitate the visualization and understanding of the current or future state of the operational system.



18. At the level of the “Design” step, which makes it possible to develop new “tailor-made” solutions or to modify existing solutions, the two most promising technologies to evolve or enhance this step are simulation and augmented reality.



19. At the level of the “Evaluation” step of the decision-making process, which makes it possible to evaluate the relevance of the identified solutions and to make a choice, the use of big data analysis only makes sense coupled with the use of simulation.



20. At the level of the “Evaluation” step of the decision-making process, which makes it possible to evaluate the relevance of the identified solutions and to make a choice, the use of artificial intelligence only makes sense coupled with the use of simulation.



21. At the level of the “Evaluation” step of the decision-making process, which makes it possible to evaluate the relevance of the identified solutions and to make a choice, the use of augmented reality only makes sense coupled with the use of simulation.



22. Cybersecurity-related technologies must particularly intervene at the beginning of the decision-making process so as not to trigger it based on corrupted data and information.



23. Cybersecurity-related technologies must particularly intervene at the end of the decision-making process to not allow the implementation of a solution obtained from corrupted information or resulting from processing distorted by malicious or illegitimate intervention.
24. Which step(s) of the decision-making process are likely to evolve or be enhanced by cyber-physical systems?

Answer(s)	Counter
1—Real-time “Capture/measure” of information relating to the status and performance of the production system	89%
2—“Recognition of a problem or opportunity”	83%
3—“Diagnosis” on the current situation to explain the deviation from the ideal situation targeted or expected	56%
4—“Search for already known solutions”	50%
6—“Design” of tailor-made solutions	44%
5—“Selection” to filter out unsuitable or inappropriate solutions	44%
7—“Evaluation” of the possible solutions identified	44%
8—“Authorization” for the implementation of the actions corresponding to the chosen solution	28%
I don't know	14%

25. Which step(s) in the decision-making process are likely to evolve or be enhanced by autonomous robots/machines?

Answer(s)	Counter
1—Real-time “Capture/measure” of information relating to the status and performance of the production system	94%
2—“Recognition of a problem or opportunity”	72%
3—“Diagnosis” on the current situation to explain the deviation from the ideal situation targeted or expected	56%
4—“Search for already known solutions”	28%
6—“Design” of tailor-made solutions	17%
5—“Selection” to filter out unsuitable or inappropriate solutions	28%
7—“Evaluation” of the possible solutions identified	44%
8—“Authorization” for the implementation of the actions corresponding to the chosen solution	22%
I don't know	14%

26. Which step(s) in the decision-making process are likely to evolve or be enhanced by inter-machine communication (M2M)?

Answer(s)	Counter
1—Real-time “Capture/measure” of information relating to the status and performance of the production system	82%
2—“Recognition of a problem or opportunity”	88%
3—“Diagnosis” on the current situation to explain the deviation from the ideal situation targeted or expected	82%
4—“Search for already known solutions”	59%
6—“Design” of tailor-made solutions	47%
5—“Selection” to filter out unsuitable or inappropriate solutions	18%
7—“Evaluation” of the possible solutions identified	47%
8—“Authorization” for the implementation of the actions corresponding to the chosen solution	53%
I don't know	19%

References

1. Eslami, M.H.; Jafari, H.; Achtenhagen, L.; Carlbäck, J.; Wong, A. Financial performance and supply chain dynamic capabilities: The Moderating Role of Industry 4.0 technologies. *Int. J. Prod. Res.* **2021**, 1–18. <http://doi.org/10.1080/00207543.2021.1966850>.
2. Arredondo-Méndez, V.H.; Para-González, L.; Mascaraque-Ramírez, C.; Domínguez, M. The 4.0 Industry Technologies and Their Impact in the Continuous Improvement and the Organizational Results: An Empirical Approach. *Sustainability* **2021**, *13*, 9965. <https://doi.org/10.3390/su13179965>.
3. Ghaithan, A.; Khan, M.; Mohammed, A.; Hadidi, L. Impact of Industry 4.0 and Lean Manufacturing on the Sustainability Performance of Plastic and Petrochemical Organizations in Saudi Arabia. *Sustainability* **2021**, *13*, 11252. <https://doi.org/10.3390/su132011252>.
4. Satyro, W.C.; Contador, J.C.; Contador, J.L.; Fragomeni, M.A.; Monken, S.F.d.P.; Ribeiro, A.F.; de Lima, A.F.; Gomes, J.A.; do Nascimento, J.R.; de Araújo, J.L.; et al. Implementing Industry 4.0 through Cleaner Production and Social Stakeholders: Holistic and Sustainable Model. *Sustainability* **2021**, *13*, 12479. <https://doi.org/10.3390/su132212479>.
5. Benkarim, A.; Imbeau, D. Organizational Commitment and Lean Sustainability: Literature Review and Directions for Future Research. *Sustainability* **2021**, *13*, 3357. <https://doi.org/10.3390/su13063357>.
6. Starzyńska, B.; Bryke, M.; Diakun, J. Human Lean Green Method—A New Approach toward Auditing Manufacturing & Service Companies. *Sustainability* **2021**; *13*, 10789. <https://doi.org/10.3390/su131910789>.
7. Kagermann, H.; Helbig, J.; Hellinger, A.; Wahlster, W. *Recommendations for Implementing the Strategic Initiative INDUSTRIE 4.0*; **2013**. Available online: <https://www.din.de/blob/76902/e8cac883f42bf28536e7e8165993f1fd/recommendations-for-implementing-industry-4-0-data.pdf> (accessed on 22 December 2021).
8. Dombrowski, U.; Richter, T.; Krenkel, P. Interdependencies of Industrie 4.0 & lean production systems: A use cases analysis. *Procedia Manuf.* **2017**, *11*, 1061–1068. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.07.217>.

9. Moeuf, A.; Lamouri, S.; Pellerin, R.; Tamayo-Giraldo, S.; Tobon-Valencia, E.; Eburdy, R. Identification of Critical Success Factors, Risks and Opportunities of Industry 4.0 in SMEs. *Int. J. Prod. Res.* **2020**, *58*, 1384–1400. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1636323>.
10. Rüßmann, M.; Lorenz, M.; Gerbert, P.; Waldner, M.; Justus, J.; Engel, P.; Harnisch, M. Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries. *Boston Consult. Group* **2015**, *9*, 54–89. Available online: https://www.bcg.com/publications/2015/engineered_products_project_business_industry_4_future_productivity_growth_manufacturing_industries (accessed on 14 November 2021).
11. Monostori, L. Cyber-physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges. *Procedia Cirp.* **2014**, *17*, 9–13. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.03.115>.
12. Lee, J.; Bagheri, B.; Kao, H.A. A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems. *Manuf. Lett.* **2015**, *3*, 18–23. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2014.12.001>.
13. Wankhede, V.A.; Vinodh, S. Analysis of barriers of cyber-physical system adoption in small and medium enterprises using interpretive ranking process. *Int. J. Qual. Reliab. Manag.* **2021**. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-06-2021-0174>.
14. Dalenogare, L.S.; Benitez, G.B.; Ayala, N.F.; Frank, A.G. The Expected Contribution of Industry 4.0 Technologies for Industrial Performance. *Int. J. Prod. Econ.* **2018**, *204*, 383–394. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.08.019>.
15. Maddikunta, P.K.R.; Pham, Q.-V.; Prabadevi, B.; Deepa, N.; Dev, K.; Gadekallu, T.R.; Ruby, R.; Liyanage, M. Industry 5.0: A Survey on Enabling Technologies and Potential Applications. *J. Ind. Inf. Integr.* **2021**, 100257. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100257>.
16. Breque, M.; De Nul, L.; Petridis, A. Industry 5—Towards a sustainable, human-centric and resilient European industry. Directorate-General for Research and Innovation. *Publ. Off. Eur. Union* **2021**. <https://doi.org/10.2777/308407>.
17. Xu, X.; Lu, Y.; Vogel-Heuser, B.; Wang, L. Industry 4.0 and Industry 5.0—Inception, conception and perception. *J. Manuf. Syst.* **2021**, *61*, 530–535. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.10.006>.

18. Nahavandi, S. Industry 5.0—A human-centric solution. *Sustainability* **2019**, *11*, 4371. <https://doi.org/10.3390/su11164371>.
19. Paschek, D.; Mocan, A.; Draghici, A. Industry 5.0-The expected impact of next Industrial Revolution. In *Thriving on Future Education, Industry, Business, and Society, Proceedings of the MakeLearn and TIIM International Conference, Piran, Slovenia, 15–17 May 2019*; pp. 15–17. Available online: <http://www.toknowpress.net/ISBN/978-961-6914-25-3/papers/ML19-017.pdf> (accessed on 22 December 2021).
20. Kumar, R.; Gupta, P.; Singh, S.; Jain, D. Human Empowerment by Industry 5.0 in Digital Era: Analysis of Enablers. In *Advances in Industrial and Production Engineering. Lecture Notes in Mechanical Engineering*; Phanden, R.K., Mathiyazhagan, K., Kumar, R., Paulo Davim, J., Eds.; Springer: Singapore, 2021; https://doi.org/10.1007/978-981-33-4320-7_36.
21. Wankhede, V.A.; Vinodh, S. Analysis of Industry 4.0 Challenges using Best Worst Method: A case study. *Comput. Ind. Eng.* **2021**, *159*, 107487. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107487>.
22. Romero, D.; Stahre, J.; Wuest, T.; Noran, O.; Bernus, P.; Fast-Berglund, A.; Gorecky, D. Towards an Operator 4.0 Typology: A Human-Centric Perspective on the Fourth Industrial Revolution Technologies. In *Proceedings of the International Conference on Computers and Industrial Engineering (CIE46), Tianjin, China, 29–31 October 2016*; pp. 29–31.
23. Souza, M.L.H.; da Costa, C.A.; de Oliveira Ramos, G.; da Rosa Righi, R. A survey on decision-making based on system reliability in the context of Industry 4.0. *J. Manuf. Syst.* **2020**, *56*, 133–156. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.05.016>.
24. Wankhede, V.A.; Vinodh, S. State of the art review on Industry 4.0 in manufacturing with the focus on automotive sector. *Int. J. Lean Six Sigma* **2021**, <https://doi.org/10.1108/IJLSS-05-2021-0101>.
25. Bousdekis, A.; Lepenioti, K.; Apostolou, D.; Mentzas, G. A Review of Data-Driven Decision-Making Methods for Industry 4.0 Maintenance Applications. *Electronics* **2021**, *10*, 828. <https://doi.org/10.3390/electronics10070828>.
26. Maleki, K. *Méthodes Quantitatives de Consultation D'experts: Delphi, Delphi Public, Abaque de Régnier et Impacts Croisés.*; Publibook: Paris, France, 2009.

27. Danjou, C.; Rivest, L.; Pellerin, R. *Industrie 4.0: Des Pistes Pour Aborder l'ère du Numérique Et De La Connectivité*; Centre facilitant la recherche et l'innovation dans les organisations (CEFRIO): Montréal, QC, Canada, 2017. Available online: <https://espace2.etsmtl.ca/id/eprint/14934/1/le-passage-au-num%C3%A9rique.pdf> (accessed on 22 December 2021).
28. Lu, Y.; Morris, K.; Frechette, S. Current Standards Landscape for Smart Manufacturing Systems. *Natl. Inst. Stand. Technol. NISTIR* **2016**, *8107*, 39. <https://doi.org/10.6028/NIST.IR.8107>.
29. Bosman, L.; Hartman, N.; Sutherland, J. How manufacturing firm characteristics can influence decision-making for investing in Industry 4.0 technologies. *J. Manuf. Technol. Manag.* **2019**, *31*, 1117–1141. <https://doi.org/10.1108/JMTM-09-2018-0283>.
30. Ansari, F.; Hold, P.; Sihm, W. Human-Centered Cyber Physical Production System: How Does Industry 4.0 impact on Decision-Making Tasks? In Proceedings of the 2018 IEEE Technology and Engineering Management Conference (TEMSCON), IEEE: Evanston, IL, USA, 28 June–1 July 2018; pp. 1–6, doi:10.1109/TEMSCON.2018.8488409.
31. Goecks, L.S.; Santos, A.A.D.; Korzenowski, A.L. Decision-making trends in quality management: A literature review about Industry 4.0. *Production* **2020**, *30*. <https://doi.org/10.1590/0103-6513.20190086>.
32. Zhang, L.; Hu, Y.; Tang, Q.; Li, J.; Li, Z. Data-Driven Dispatching Rules Mining and Real-Time Decision-Making Methodology in Intelligent Manufacturing Shop Floor with Uncertainty. *Sensors* **2021**, *21*, 4836, doi:10.3390/s21144836.
33. Marques, M.; Agostinho, C.; Zacharewicz, G.; Jardim-Gonçalves, R. Decentralized decision support for intelligent manufacturing in Industry 4.0. *J. Ambient. Intell. Smart Environ.* **2017**, *9*, 299–313, doi:10.3233/AIS-170436.
34. Romero, D.; Stahre, J.; Taisch, M. The Operator 4.0: Towards socially sustainable factories of the future. *Comput. Ind. Eng.* **2020**, *139*, 106128. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106128>.
35. Peruzzini, M.; Grandi, F.; Pellicciari, M. Exploring the potential of Operator 4.0 interface and monitoring. *Comput. Ind. Eng.* **2020**, *139*, 105600. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.12.047>.

36. Osterrieder, P.; Budde, L.; Friedli, T. The smart factory as a key construct of industry 4.0: A systematic literature review. *Int. J. Prod. Econ.* **2020**, *221*, 107476. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.08.011>.
37. Klein, G.A.; Orasanu, J.; Calderwood, R.; Zsombok, C.E. *Decision Making in Action: Models and Methods*; Ablex Publishing Corporation: Norwood, NJ, USA, 1993.
38. Mintzberg, H.; Raisinghani, D.; Theoret, A. The structure of 'unstructured' decision processes. *Adm. Sci. Q.* **1976**, *21*, 246–275.
39. Cannon-Bowers, J.A.; Salas, E.E. *Making Decisions under Stress: Implications for Individual and Team Training*; American Psychological Association: Washington, DC, USA, 1998.
40. Dionne, S.D.; Gooty, J.; Yammarino, F.J.; Sayama, H. Decision making in crisis: A multilevel model of the interplay between cognitions and emotions. *Organ. Psychol. Rev.* **2018**, *8*, 95–124. <https://doi.org/10.1177/2041386618756063>.
41. Hammond, K.R.; Hamm, R.M.; Grassia, J.; Pearson, T. Direct comparison of the efficacy of intuitive and analytical cognition in expert judgment. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* **1987**, *17*, 753–770, doi: 10.1109/TSMC.1987.6499282.
42. Kahneman, D.; Klein, G. Conditions for intuitive expertise: A failure to disagree. *Am. Psychol.* **2009**, *64*, 515. <https://doi.org/10.1037/a0016755>.
43. Gigerenzer, G.; Gaissmaier, W. Heuristic decision-making. *Annu. Rev. Psychol.* **2011**, *62*, 451–482. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120709-145346>.
44. Simon, H.A. The new science of management decision. In *The Ford Distinguished Lectures*; Harper & Brothers: New York, NY, USA, 1960; Volume 3, <https://doi.org/10.1037/13978-000>.
45. Lin, H.W.; Nagalingam, S.V.; Kuik, S.S.; Murata, T. Design of a global decision support system for a manufacturing SME: Towards participating in collaborative manufacturing. *Int. J. Prod. Econ.* **2012**, *136*, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2011.07.001>.
46. Klein, G. Naturalistic decision-making. *Hum. Factors* **2008**, *50*, 456–460. <https://doi.org/10.1518/001872008X288385>.

47. Power, D.J.; Cyphert, D.; Roth, R.M. Analytics, bias, and evidence: The quest for rational decision-making. Special issue on cognitive bias, *J. Decis. Syst.* **2019**, *28*, 120–137. <https://doi.org/10.1080/12460125.2019.1623534>.
48. Okoli, J.; Watt, J. Crisis decision-making: The overlap between intuitive and analytical strategies, *Manag. Decis.* **2018**, *56*, 1122–1134. <https://doi.org/10.1108/MD-04-2017-0333>.
49. Schraagen, J.M. *Naturalistic Decision-Making*; Ball, L.J., Thompson, V.A., Eds.; Routledge/Taylor & Francis Group: New York, NY, USA, 2018; pp. 487–501.
50. Orasanu, J.; Connolly, T. The reinvention of decision-making. In *Decision-Making in Action: Models and Methods*; Klein, G.A., Orasanu, J., Calderwood, R., Zsombok, C.E., Eds.; Ablex Publishing Corporation: Norwood, NJ, USA, 1993; pp. 3–20.
51. Hoffman, R.R.; Klein, G.L. Challenges and prospects for the paradigm of naturalistic decision-making. *J. Cogn. Eng. Decis. Mak.* **2017**, *11*, 97–104. <https://doi.org/10.1177/1555343416689646>.
52. Rasmussen, J.; Goodstein, L.P. Decision support in supervisory control of high-risk industrial systems. *Automatica* **1987**, *23*, 663–671. <https://doi.org/10.1016/0005-109890064-1>.
53. Naikar, N. A comparison of the decision ladder template and the recognition-primed decision model. In Defence Science and Technology Organisation; Air Operations Division: Victoria, Australia, 2010.
54. Guerin, C.; Rauffet, P.; Chauvin, C.; Martin, E. Toward production operator 4.0: Modelling human-machine cooperation in industry 4.0 with cognitive work analysis. *IFAC-Pap.* **2019**, *52*, 73–78. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.12.111>.
55. Fantini, P.; Pinzone, M.; Taisch, M. Placing the operator at the centre of Industry 4.0 design: Modelling and assessing human activities within cyber-physical systems. *Comput. Ind. Eng.* **2020**, *139*, 105058. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.01.025>.
56. Rao, A.S.; Georgeff, M.P. BDI agents: From theory to practice. *ICMAS* **1995**, *95*, 312–319.
57. Kinny, D.; Georgeff, M.; Rao, A. A methodology and modelling technique for systems of BDI agents. In *European Workshop on Modelling Autonomous Agents in a Multi-Agent World*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 1996; pp. 56–71.

58. De Silva, L.; Meneguzzi, F.; Logan, B. BDI agent architectures: A survey. *Int. Jt. Conf. Artif. Intell.* **2020**, 4914–4921. <https://doi.org/10.17863/CAM.53101>.
59. Object Management Group. Decision Model and Notation. Available online: <https://www.omg.org/spec/DMN> (accessed on 5 February 2021).
60. Chakraborty, P.S.; Sarkar, B.; Majumdar, G. Group decision-making for a manufacturing organization considering intensity of preference. *Adv. Prod. Eng. Manag.* **2013**, *8*, 149–156, <http://dx.doi.org/10.14743/apem2013.3.162>.
61. Hasić, F.; Corea, C.; Blatt, J.; Delfmann, P.; Serral, E. Decision model change patterns for dynamic system evolution. *Knowl. Inf. Syst.* **2020**, *62*, 3665–3696, doi: 10.1007/s10115-020-01469-w.
62. Voorberg, S.; Eshuis, R.; van Jaarsveld, W.; van Houtum, G.J. Decisions for information or information for decisions? Optimizing information gathering in decision-intensive processes. *Decis. Support Syst.* **2021**, *151*, 113632. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2021.113632>.
63. Hasić, F.; Serral, E.; Snoeck, M. Comparing BPMN to BPMN+ DMN for IoT process modelling: A case-based inquiry. In Proceedings of the 35th Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC), Brno, Czech Republic, 30 March–3 April 2020; pp. 53–60, <https://doi.org/10.1145/3341105.3373881>.
64. Zolotová, I.; Papcun, P.; Kajáti, E.; Miškuf, M.; Mocnej, J. Smart and cognitive solutions for Operator 4.0: Laboratory H-CPPS case studies. *Comput. Ind. Eng.* **2020**, *139*, 105471. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.10.032>.
65. Kolberg, D.; Zühlke, D. Lean Automation enabled by Industry 4.0 Technologies. *IFAC-Pap.* **2015**, *48*, 1870–1875. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.359>.
66. Mrugalska, B.; Wyrwicka, M.K. Towards Lean Production in Industry 4.0. *Procedia Eng.* **2017**, *182*, 466–473. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.03.135>.
67. Zhong, R.Y.; Xu, X.; Klotz, E.; Newman, S.T. Intelligent manufacturing in the context of industry 4.0: A review. *Engineering* **2017**, *3*, 616–630. <https://doi.org/10.1016/J.ENG.2017.05.015>.
68. Stojanovic, N.; Milenovic, D. Data-driven Digital Twin approach for process optimization: An industry use case. In Proceedings of the 2018 IEEE International Conference on Big

- Data (Big Data), Seattle, WA, USA, 10–13 December 2018; pp. 4202–4211, doi:10.1109/BigData.2018.8622412.
69. Simon, J.; Trojanova, M.; Zbihlej, J.; Sarosi, J. Mass customization model in food industry using industry 4.0 standard with fuzzy-based multi-criteria decision-making methodology. *Adv. Mech. Eng.* **2018**, *10*. <https://doi.org/10.1177/1687814018766776>.
70. Krueger, V.; Rovida, F.; Grossmann, B.; Petrick, R.; Crosby, M.; Charzoule, A.; Veiga, G. Testing the vertical and cyber-physical integration of cognitive robots in manufacturing. *Robot. Comput.-Integr. Manuf.* **2019**, *57*, 213–229. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2018.11.011>.
71. Kościelniak, H.; Puto, A. BIG DATA in decision-making processes of enterprises. *Procedia Comput. Sci.* **2015**, *65*, 1052–1058. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.09.053>.
72. Rosin, F.; Forget, P.; Lamouri, S.; Pellerin, R. Impact of Industry 4.0 on decision-making in an operational context. *Adv. Prod. Eng. Manag.* **2021**, *16*, 500–514 <https://doi.org/10.14743/apem2021.4.416>.
73. Lamouri, S. Contribution Méthodologique à la Formalisation d'une Stratégie de Formation à L'entrepreneurship (Méthode Delphi Combinée Aux Abaques de Régnier): Proposition D'un Plan de Formation Dans le Cadre d'un Centre D'entreprise et D'innovation. Ph.D. Dissertation, Institut National Polytechnique de Lorraine, Vandoeuvre-les-Nancy, France, 1989.
74. Skulmoski, G.J.; Hartman, F.T.; Krahn, J. The Delphi Method for Graduate Research. *J. Inf. Technol. Educ. Res.* **2007**, *6*, 1–21. <https://doi.org/10.28945/199>.
75. Rowe, G. Wright, G. The Delphi technique as a forecasting tool: Issues and analysis. *Int. J. Forecast.* **1999**, *15*, 353–375. <https://doi.org/10.1016/S0169-207000018-7>.
76. Hussain, A.; Farooq, M.U.; Habib, M.S.; Masood, T.; Pruncu, C.I. COVID-19 Challenges: Can Industry 4.0 Technologies Help with Business Continuity?. *Sustainability* **2021**, *13*, 11971. <https://doi.org/10.3390/su132111971>.
77. Riemens J, Lemieux A-A, Lamouri, S.; Garnier, L. A Delphi-Régnier Study Addressing the Challenges of Textile Recycling in Europe for the Fashion and Apparel Industry. *Sustainability* **2021**, *13*, 11700. <https://doi.org/10.3390/su132111700>.

78. Londoño-Pulgarin, D.; Cardona-Montoya, G.; Restrepo, J.C.; Muñoz-Leiva, F. Fossil or bioenergy? Global fuel market trends. *Renew. Sustain. Energy Rev.* **2021**, *143*, 110905. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110905>.
79. Oblé, F. Intérêts et Limites de L'analyse Structurelle et de la Méthode Delphi Appliquées à L'étude de L'évolution des Marchés Alimentaires. Ph.D. Dissertation, Institut National Polytechnique de Lorraine , Vandoeuvre-les-Nancy, France, 1992.
80. Roqueplo, P. Entre Savoir et Décision, L'expertise Scientifique; INRA Editions: Paris, France , 1997.
81. Ziglio, E. The Delphi Method and its contribution to decision-making. In *Gazing into the Oracle: The Delphi Method and Its Application to Social Policy and Public Health*; Adler, M., Ziglio, E., Eds.; Kingsley: London, UK, **1996**; pp. 3–33.
82. Ven, A.H.V.D.; Delbecq, A.L. The effectiveness of nominal, Delphi, and interacting group decision-making processes. *Acad. Manag. J.* **1974**, *17*, 605–621. <https://doi.org/10.5465/255641>.
83. Mitchell, V.W. The delphi technique: An exposition and application. *Technol. Anal. Strateg. Manag.* **1991**, *3*, 333–358, doi:10.1080/09537329108524065.
84. Ashton, R.H. Combining the Judgments of Experts: How Many and Which Ones? *Organ. Behav. Hum. Decis. Processes* **1986**, *38*, 405–414. <https://doi.org/10.1016/0749-597890009-9>.
85. Velasquez, S.M.; Giraldo, D.H.; Botero, L.E. Análisis de escenarios futuros como método prospectivo para la Mesa Sectorial de Diseño, Confección y Moda en Colombia. *Rev. ESPACIOS ISSN* **2020**, *798*, 1015.
86. Sors, C.; Bermes, A.; Kern, J.B. Expectations in the Development of Computer Technology in Primary Care: A Multidisciplinary Delphi Study Among 23 French Experts. In *MEDINFO 2019: Health and Wellbeing e-Networks for All*; IOS Press: Amsterdam, Netherlands, 2019; pp. 1777–1778, doi:10.3233/SHTI190643.
87. Rosin, F.; Forget, P.; Lamouri, S.; Pellerin, R. Industry 4.0 and Decision Making. In *International Joint Conference on Mechanics, Design Engineering & Advanced Manufacturing*; Springer: Cham **2020**; pp. 400–405, https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-70566-4_63.

88. Porter, M.E.; Heppelmann, J.E. How smart, connected products are transforming companies. *Harv. Bus. Rev.* **2015**, *93*, 96–114.
89. Bourdu, E.; Péretié, M.M.; Richer, M. *La Qualité de Vie au Travail: Un Levier de Compétitivité*; Transvalor, Presses des Mines: Paris, France, 2016.
90. Hsu, C.-C.; Sandford, B.A. The Delphi Technique: Making Sense of Consensus. *Pract. Assess. Res. Eval.* **2007**, *12*, 1–8.
91. Pellerin, F.; Cahier, M.L. *Organisation et Compétences Dans L'usine du Future. Vers un Design du Travail?* La Fabrique de l'industrie, Presses de Mines: Paris, France, 2019.
92. Villalba-Diez, J.; Ordieres-Meré, J.; Chudzick, H.; López-Rojo, P. NEMAWASHI: Attaining value stream alignment within complex organizational networks. *Procedia CIRP* **2015**, *37*, 134–139. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.08.021>.
93. Rosin, F.; Forget, P.; Lamouri, S.; Pellerin, R. Impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles. *Int. J. Prod. Res.* **2020**, *58*, 1644–1661. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1672902>.

Chapitre 5. Discussion générale et conclusion

Ce chapitre présente une discussion générale sur les contributions apportées par l'ensemble de ce travail de recherche en faisant notamment le lien avec les objectifs spécifiques visés. Il précise aussi les limites et perspectives induites.

Les résultats des travaux de recherche réalisés appellent à une discussion générale sur un certain nombre de points abordés dans le cadre de la section §5.1. Les limites inhérentes au travail de recherche réalisé sont présentées en section §5.2. Les résultats obtenus ouvrent de nouvelles perspectives de recherche (cf. §5.3) et permettent d'ores déjà de cibler les futurs développements qui seront menés dans le prolongement de ces travaux.

5.1 Discussion autour des résultats obtenus

5.1.1 Conclusions de la revue de littérature

La revue de littérature a confirmé que peu d'auteurs ont étudié quelle influence l'Industrie 4.0 peut avoir sur les pratiques issues du Lean et comment le Lean peut influencer l'utilisation des outils issus de l'Industrie 4.0 (Buer et al., 2018). Plusieurs auteurs abordent le besoin de recherches supplémentaires touchant l'intégration de l'Industrie 4.0 avec l'approche Lean (Mayr et al., 2018 ; Prinz et al., 2018 ; Sanders et al., 2016 ; Wagner et al., 2017). Plus précisément, Mayr et al. (2018) s'interrogent sur les moyens à prendre pour intégrer les employés dans le virage 4.0, pour éviter de répliquer l'échec de l'introduction du CIM (Computer Integrated Manufacturing) qui visait essentiellement à créer des usines indépendantes de l'humain. Prinz et al. (2018) soulignent que le défi est de créer un concept holistique (un tout) permettant un apprentissage durable des employés dans un contexte d'Industrie 4.0. Finalement, Wagner et al. (2017) recommandent la conception de modèles d'implantation couplant les deux approches, considérant que des modèles d'implantation 4.0 et des modèles d'implantation Lean coexistent parallèlement.

Il ressort aussi de cette revue de la littérature, l'absence de caractérisation des technologies utilisées en fonction des niveaux de capacité. Les technologies de l'Industrie 4.0 peuvent être utilisées à différents niveaux d'autonomie ou de capacité de recherche de solutions, en fonction

des besoins de l'entreprise. Pour aider les gestionnaires dans leur choix de technologies pour soutenir des principes Lean spécifiques, il semblait pertinent d'établir un lien entre les possibilités offertes par le déploiement des technologies de l'Industrie 4.0 et les niveaux de capacité ou d'autonomie souhaités.

La littérature met en avant le rôle capital joué par le processus de prise de décision au sein de l'usine intelligente. L'amélioration de celui-ci apparaît comme un centre d'intérêt récurrent et un objectif primordial dans le déploiement des nouvelles technologies. Cependant, les recherches sur le processus de prise de décision sont souvent centrées sur des prises de décision humaines ou s'en inspirent. Aucun de ces modèles ne fait le lien avec l'ensemble des technologies associées à l'Industrie 4.0 en analysant les opportunités offertes par la contribution conjointe de diverses technologies. La littérature associée à l'Industrie 4.0 propose de nombreux articles décrivant des exemples ou des propositions de renforcement du processus de décision par une technologie 4.0 donnée ou un panel de technologies, mais :

- limités au renforcement d'une partie uniquement du processus de décision ; ou
- pour des processus de décision très spécifiques et non généralisables ; et/ou
- sans envisager la contribution possible de l'ensemble des groupes technologiques au renforcement des différentes phases ou parties du processus de décision...

Au bilan, le but de l'article 1 était de proposer une caractérisation des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les différents principes Lean en fonction des niveaux de capacité. Cet article permet de mieux comprendre le lien entre l'Industrie 4.0 et le Lean en quantifiant spécifiquement les principes Lean qui sont aujourd'hui plus ou moins renforcés par les technologies de l'Industrie 4.0.

Il en ressort un certain déséquilibre au niveau des améliorations que les technologies de l'Industrie 4.0 semblent apporter aux différentes catégories de principes Lean.

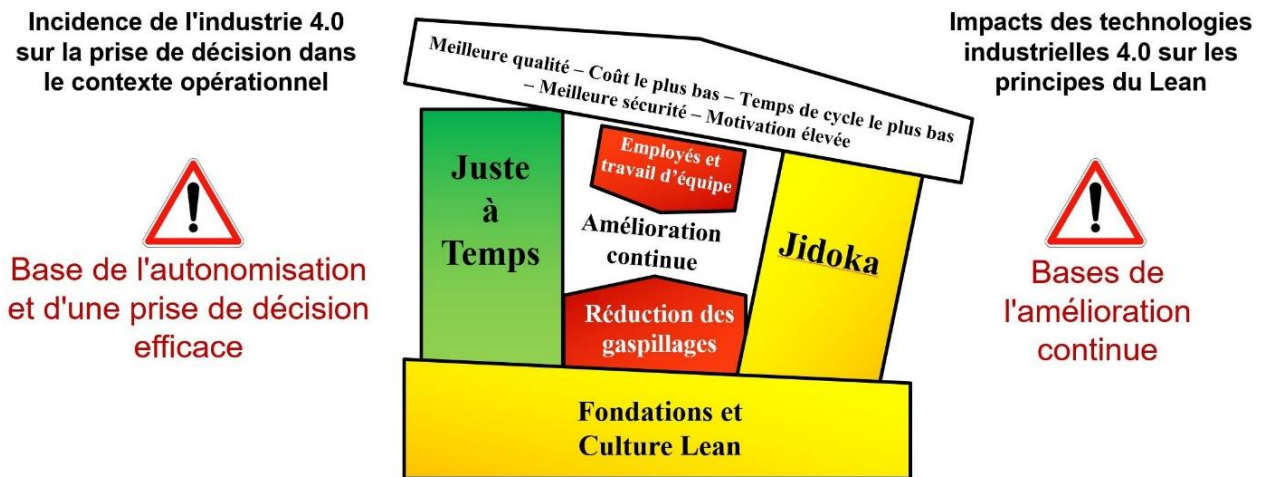


Figure 18 : Risque de déséquilibre du Lean induit par le déploiement actuel des technologies de l'Industrie 4.0

Si l'amélioration des principes associés au *Juste-à-temps* semble d'ores et déjà faire l'objet d'une grande attention, à l'inverse ceux liés aux thèmes de la *Réduction des gaspillages* et des *Employés et au travail d'équipe* semblent peu abordés. Pourtant ces 2 catégories regroupent les principes porteurs de l'amélioration continue qui est le cœur et le moteur de toute démarche Lean (Coetzee et al., 2016 ; Liker, 2004 ; Liker & Hoseus, 2008). Le fait que l'amélioration de principes tels que la *Prise de décisions collectives* selon des *Buts communs* ne fasse pas l'objet de publications spécifiques, ne traduit-il pas un risque de mise en péril des bases de l'amélioration continue ? Cette interrogation est renforcée par le constat similaire qui peut être dressé concernant les principes Lean de *Genshi Genbutsu*, *5 Pourquoi* et *Résolution de problème*.

En outre, le niveau de capacité de *Surveillance* est celui qui est principalement ciblé aujourd'hui dans le cadre de la mise en œuvre des technologies de l'Industrie 4.0 qui améliorent les principes Lean. Au bilan, les bases de l'autonomisation et d'une prise de décisions efficaces que tendent à renforcer les démarches Lean, sont-elles remises en cause par le déploiement des technologies de l'Industrie 4.0 ?

Les questions soulevées par les résultats obtenus à l'issue de cette revue de littérature ont conduit à recentrer la suite du travail de recherche menée dans le cadre de la thèse autour de la proposition d'un modèle de processus décisionnel renforcé par les groupes technologiques de l'Industrie 4.0 et décrivant les différents types d'autonomie possibles. La discussion présentée dans la section suivante résulte de ce travail mené dans le cadre du deuxième article.

5.1.2 Discussion autour du modèle proposé

Inspirés par les quatre niveaux de capacité des produits (Porter & Heppelmann, 2015), sept types d'autonomie décisionnelle sont proposés sur la base des technologies de l'Industrie 4.0 pour les systèmes de production (cf. Figure 6, p.82). Les sept types d'autonomie basés sur les technologies de l'Industrie 4.0 dans un contexte de fabrication sont les suivants : 1) Cyber Surveillance, 2) Cyber Search, 3) Standard Decision Support, 4) Cyber Control, 5) Cyber Design, 6) Custom Decision Support et 7) Cyber Autonomy.

Ces types d'autonomie se distinguent selon le nombre plus ou moins important de solutions identifiées et selon les étapes spécifiquement améliorées ou renforcées par les technologies de l'Industrie 4.0 impliquées. Chaque cas de figure apparaissant dans la Figure 19 est plus précisément décrit dans l'article 2.

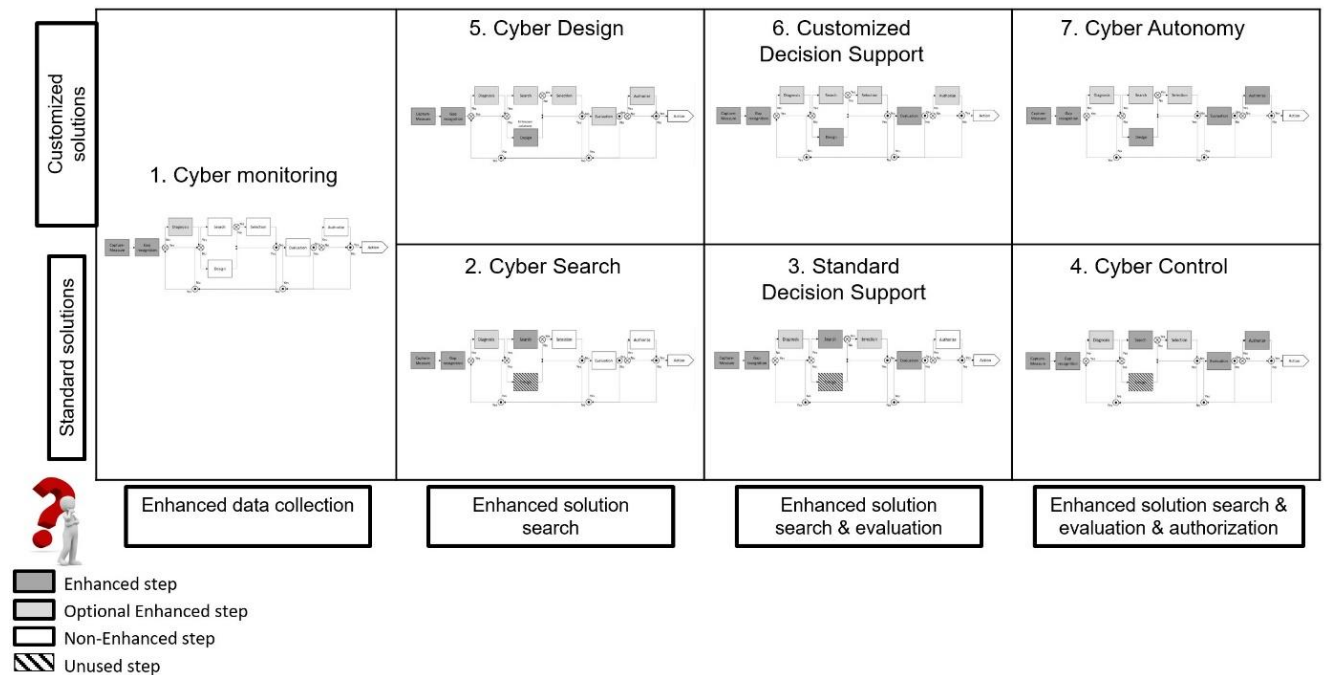


Figure 19 : Renforcement des étapes du processus de décision selon le type d'autonomie

Pour chaque contexte opérationnel, un type spécifique d'autonomie devrait être ciblé tout en tenant compte de la nature plus ou moins stable et prévisible de l'environnement opérationnel, de la nature et de la complexité des décisions à prendre, de leur importance et de leur impact, du niveau de compétence et de l'étendue des responsabilités confiées aux équipes opérationnelles, du modèle managérial, et de la culture d'entreprise. Ces sept types d'autonomie ne sont donc pas incrémentaux. Ils ne sont pas mutuellement inclusifs et ne présentent pas de gradation en termes d'intelligence et d'autonomie. Ils répondent plutôt à différents besoins

d'aide à la prise de décision et d'amélioration selon l'aide nécessaire et si les solutions sont connues ou non.

Le résultat de la prévalidation a permis de confirmer que le modèle proposé était capable de couvrir tous les cas d'étude décrits dans la littérature.

	Nb cas d'étude	Répartition en %
1. Cyber monitoring	27	66 %
2. Cyber Search	3	7%
3. Standard Decision Support	0	0 %
4. Cyber Control	5	12%
5. Cyber Design	0	0 %
6. Customized Decision Support	2	5%
7. Cyber Autonomy	4	10 %

Tableau 4 : Répartition des 41 cas d'études issus de la littérature sur les 7 Types d'autonomie

Il est ressorti de cette analyse que 2 cas sur 3 correspondent aujourd'hui à du Cyber monitoring. A l'inverse, certains types d'autonomie semblent encore très loin d'être matures. Par exemple, aucun cas d'application ne pourrait être lié au type Standard décision support. Cela peut sembler étonnant en première approche, car les démarches d'excellence opérationnelle et d'amélioration continue, déjà très largement répandues dans des contextes opérationnels, incitent à capitaliser sur les solutions identifiées lors des résolutions de problème pour en faire des standards de réaction. Cependant si des cas d'application de Cyber search ont bien pu être identifiés pour renforcer la recherche de solutions standards déjà connues, l'évaluation de celles-ci reste encore majoritairement assurée par l'homme. Plusieurs cas de figure correspondent à du Cyber control, mais pour des décisions encore relativement peu complexes ou portant sur un périmètre de responsabilité encore restreint. Nous avons trouvé des articles qui prévoient des développements futurs correspondant au type Cyber design, mais sans mise en œuvre réellement effective à l'heure actuelle. Par exemple certains cas d'application portent sur la remontée et l'analyse des informations en provenance du terrain afin de réajuster en permanence la conception de produits très fortement customisés ou adapter en continu les règles appliquées par la maintenance pour le suivi des équipements. Cela implique un renforcement de l'interopérabilité entre différents systèmes d'information qui constitue encore dans bien des

cas, un verrou technologique important. Le type Customized support decision semble encore aujourd'hui réservé à des cas d'application pour des industries de process. Cela s'explique probablement par la nécessité de disposer déjà d'une large base de données et par le niveau élevé de complexité et de coût lié à la mise en œuvre de ce type d'autonomie.

On retrouve des cas de Cyber autonomy pour des applications réalisées dans un cadre expérimental et la réalisation d'actions précises pour lesquels le choix de la solution retenue dépend de paramètres clairement identifiés et mesurables. Bien que la possibilité d'atteindre ce niveau d'autonomie soit souvent évoquée dans la littérature, nous n'avons pas trouvé de cas d'application déjà fonctionnelle pour des décisions plus complexes, pour lesquelles les interdépendances entre les données et les variables sont soit inconnues, soit incertaines ou lorsque les données, les contraintes, les objectifs ou les connaissances sont non-explicites.

Au bilan, ce travail a permis de confirmer que le modèle proposé contribue aux recherches menées actuellement sur l'Industrie 4.0 en démontrant clairement la manière dont les technologies 4.0 peuvent améliorer les processus décisionnels et comment elles affectent l'autonomie des ressources impliquées à un niveau opérationnel. Cependant, il apparaissait important à ce stade de renforcer la validité du modèle proposé en le confrontant à la réalité industrielle. C'est le travail qui a été accompli par la suite en proposant à un panel d'experts sélectionnés de critiquer et nuancer le modèle. Ce travail a donné lieu à la publication de l'article 3 dont les résultats sont discutés dans la section suivante.

5.1.3 Discussion autour des résultats de l'enquête Delphi Régnier

L'article 3 cherchait en priorité à clarifier quel est le potentiel de toutes les nouvelles technologies associées à l'Industrie 4.0 pour renforcer le processus décisionnel. Cependant l'enquête Delphi-Régnier réalisée à cette fin, a permis de fournir des premiers éléments de réponses aux questions de recherche suivantes :

- L'amélioration du processus décisionnel par les technologies de l'Industrie 4.0 aura-t-elle un impact sur l'évolution de l'autonomie des équipes et des systèmes **opérationnels** ?
- Quelles sont les attentes des gestionnaires concernant l'amélioration des différentes parties du processus décisionnel avec les technologies de l'Industrie 4.0 ?
- Comment les réponses à ces questions évolueront-elles à mesure que le niveau d'intégration des principes de l'Industrie 4.0 au sein des entreprises augmentera ?

Les premiers éléments de réponses sont présentés dans les sous-parties suivantes :

- Autonomie 4.0 (cf §4.4.1, p.116) ;
- Processus de décision 4.0 : Attentes des Managers (cf. §4.4.2, p.118) ; et
- Processus de décision 4.0 et Niveau d'intégration des principes de l'Industrie 4.0 (cf. §4.4.3, p.120) ;

Ces premiers éléments offrent de nombreuses opportunités de recherches complémentaires évoquées dans la section §5.3.

Ces travaux de recherche mettent en évidence les groupes technologiques les plus propices au renforcement de chaque étape du processus de décision. La Figure 17 en page 130 résume les contributions des technologies de l'Industrie 4.0 à l'amélioration du processus décisionnel qui font l'objet d'un consensus (cf. lien en ligne continue sur la Figure 17) et les contributions qui font l'objet d'un débat (cf. liens en pointillés sur la Figure 17). Ces dernières contributions devront faire l'objet de clarifications à l'avenir à mesure que le niveau d'intégration des principes de l'Industrie 4.0 augmentera au sein des entreprises et que les capacités offertes par les technologies de l'Industrie 4.0 évolueront et se préciseront.

La synthèse des commentaires des experts souligne qu'un groupe technologique seul peut rarement contribuer à améliorer une étape de décision. D'autre part, un groupe donné de technologies peut être utile pour améliorer une ou plusieurs étapes du processus de décision pour un type de décision donné, mais être inapproprié dans un autre cas. La complexité du problème, la nature des données nécessaires pour identifier et analyser la situation, le nombre de solutions connues et leurs caractérisations, l'évaluation de la mise en œuvre d'une solution, et le circuit décisionnel conduisant à la mise en œuvre de la solution choisie peuvent être très différents d'un type de décision à l'autre et d'une entreprise à l'autre.

Par conséquent, il semble difficile d'identifier des combinaisons de groupes technologiques qui seraient systématiquement pertinentes et généralisables pour améliorer tout ou partie du processus de décision pour tout type de décision et contexte industriel.

Cependant, certains points remarquables concernant chaque groupe technologique ressortent de l'étude. L'*Infonuagique* (i.e. le cloud) occupe une place particulière en contribuant potentiellement à améliorer toutes les étapes du processus de prise de décision. Ce groupe technologique semble servir d'épine dorsale à tout système d'amélioration globale du processus de prise de décision. Inversement, l'*IoT* offre un potentiel d'amélioration uniquement axé sur

l'étape « *Capture/mesure* ». Cependant, l'*IoT* semble être une technologie essentielle et décisive pour améliorer cette étape. Les groupes technologies des *Robots/machines autonomes* et la *Communication intermachines* ont un potentiel marqué pour améliorer les premières étapes du processus de prise de décision. Pourtant, leur contribution semble beaucoup moins intéressante au-delà de l'étape « *Diagnostic* ». L'apport des *Systèmes Cyber-Physiques* semble particulièrement intéressant pour améliorer les premières étapes du processus décisionnel. Pourtant, ce groupe technologique semble également être en mesure de contribuer indirectement à l'amélioration de toutes les étapes du processus décisionnel. Les *Systèmes de simulation* offrent la possibilité d'améliorations axées principalement sur l'étape « *Évaluation* ». À terme, ce groupe technologique pourrait également jouer un rôle plus marqué dans la sélection de solutions connues, la conception de solutions sur mesure, voire à l'étape « *Diagnostic* ». L'*Analyse des données massives* et l'*Intelligence Artificielle* sont deux groupes technologiques dont les contributions semblent étroitement liées. Leur rôle semble particulièrement prometteur dans l'amélioration des trois premières étapes du processus décisionnel et dans la recherche et la sélection de solutions connues. Ils semblent également jouer un rôle intéressant à long terme pour améliorer l'étape « *Évaluation* ». Leur intérêt semble moins évident aujourd'hui dans le cas des solutions sur mesure, mais cela pourrait évoluer à long terme en fonction des progrès futurs dans le développement de ces technologies et du niveau d'intégration des principes de l'Industrie 4.0 au sein des entreprises. L'apport de la *Réalité augmentée* est moins généralisable et semble être réservé à des cas d'application spécifiques, notamment complément d'autres technologies pour l'amélioration des étapes « *Reconnaissance d'un problème ou d'une opportunité* », « *Diagnostic* », « *Conception/Design* » et « *Evaluation* ». Alors que le potentiel de *Cybersécurité* pour améliorer la dernière étape « *Autorisation* » semble être établi, il y a quelques dissensus sur l'amélioration des autres étapes avec deux positions affichées :

- La *Cybersécurité* doit agir principalement au début du processus décisionnel sur la capture/mesure pour éviter de travailler avec des données corrompues ; et
- Ce groupe technologique doit contribuer à rendre l'ensemble des étapes du processus de prise de décision plus fiable et sécuriser, car si le moindre lien est corrompu, alors l'ensemble du processus de prise de décision sera corrompu.

Ces différents points de vue attirent l'attention sur la nécessité de clarifier et de communiquer largement sur la portée exacte couverte par la *Cybersécurité*, en particulier sur le rôle joué par ce groupe technologique en ce qui concerne la corruption des données utilisées dans le

processus décisionnel. Il en va de même pour le domaine couvert par le groupe technologique des *Systemes Cyber-Physiques*, qui est souvent perçu comme très vague et associé à des mises en œuvre portant sur des niveaux d'agrégation très différents.

Cette étude a aussi permis de préciser les étapes du processus de décision pour lesquelles un renforcement par les technologies 4.0 est particulièrement attendu par les managers (cf. Tableau 5 ci-dessous).

	Classement des étapes du processus de décision selon leur potentiel de renforcement par les technologies de l'Industrie 4.0	Classement des étapes du processus de décision selon le niveau d'attente des managers en terme de renforcement par les technologies de l'Industrie 4.0
Capture-Mesure	1	3
Identification des problèmes et opportunités	2	1
Diagnostic des problèmes et opportunités	3	2
Recherche de solutions existantes	6	5
Sélection / filtrage des solutions déjà connues	5	8
Conception / design de solutions sur-mesure	7	7
Evaluation des solutions proposées	4	4
Autorisation mise en œuvre d'une solution	8	6

Tableau 5 : Classement comparatif du potentiel vs attentes de managers en terme de renforcement des étapes du processus de décision par les technologies de l'Industrie 4.0 (issu de Rosin et al., 2022)

D'après le panel d'expert, les attentes de managers portent aujourd'hui principalement sur le renforcement des étapes du processus de décision dans le cas où des solutions déjà connues peuvent être identifiées et proposées : « *Capture/mesure* », « *Identification des problèmes et des opportunités* », « *Diagnostic* », « *Recherche de solutions existantes* » et « *Évaluation* ». Le renforcement des 3 premières étapes est prioritairement attendu, car il pose les bases pour l'amélioration des étapes suivantes. A l'inverse le niveau d'intégration des principes de l'Industrie 4.0 n'est pas considéré comme actuellement suffisant pour envisager le renforcement des autres étapes. Le renforcement de l'étape « *Conception/Design* » apparaît

comme celui présentant le moins d'enjeux à court terme, car généralement jugé très complexe. C'est aussi le cas pour l'étape « *Selection* », notamment en raison du trop faible niveau de capitalisation des données sur les problèmes et les solutions connus. Les attentes autour du renforcement de l'étape « *Autorisation* » sont celles qui prêtent le plus à discussion, car elles sont directement liées au modèle de gouvernance et au degré d'autonomie visés au sein de chaque entreprise ainsi qu'aux risques induits par ces choix.

Cette étude confirme le lien fort entre amélioration du processus de décision par l'utilisation des technologies 4.0 et augmentation du niveau d'autonomie. S'il ressort de cela que les technologies 4.0 contribueront à augmenter le niveau d'autonomie des équipes et systèmes opérationnels, il subsiste cependant de nombreux risques pouvant conduire à une perte d'autonomie ou une déresponsabilisation des équipes opérationnelles comme des managers. Les résultats de cette étude mettent en évidence que les managers attendent tout particulièrement des technologies de l'Industrie 4.0 qu'elles contribuent à renforcer le niveau d'autonomie centré sur la notion de collaboration déclinée selon 3 axes : la coopération, la communication et la coordination. Le renforcement par les technologies de l'Industrie 4.0 du niveau d'autonomie centré sur la tâche semble aussi attendu des managers. Cependant les résultats sont plus ambigus au sujet de l'autonomie laissée aux équipes opérationnelles quant à la définition de leurs tâches. Celle-ci semble fortement dépendre du modèle de gouvernance et de management mis en œuvre et du niveau d'intégration de principes de l'Industrie 4.0 au sein de l'entreprise. En ce sens, les attentes des managers perçues par le panel d'expert semblent prêter à un fort dissensus au niveau du renforcement par les technologies de l'Industrie 4.0 du niveau d'autonomie centré sur la gouvernance.

Outre les limites inhérentes au travail de recherche qui a été mené dans le cadre de cette thèse (cf. sous-section suivante 5.2), les résultats obtenus ouvrent de nombreuses perspectives de recherche qui sont présentées en sous-section 5.3. Celles-ci conduisent à engager aujourd'hui de nouveaux développements qui sont évoqués en conclusion.

5.2 Les limites

Les résultats présentés restent assujettis à certaines limites induites par la méthodologie employée ou par les contraintes de mise en œuvre. Ces limites sont évoquées dans cette sous-section.

La maison TPS de Liker (2004) est l'un des plus cités dans la littérature et offre une représentation structurée des principaux éléments et principes constitutifs du système TPS. Ce modèle qui ne se limite pas seulement à un ensemble de techniques a été retenu pour structurer ce travail de recherche. La maintenance des machines est un concept important de l'approche Lean, mais il n'est pas explicitement présent dans la maison TPS de Liker (2004). L'auteur mentionne la maintenance à quelques reprises en relation avec différents principes Lean, y compris le flux continu et la résolution de problèmes. Bien que l'Industrie 4.0 offre un grand nombre d'applications technologiques, en particulier à destination de la maintenance des machines, et ce bien avant l'apparition du terme « 4,0 », la maintenance a été délibérément exclue de cette étude, car elle représente un champ de travail à part entière. Il pourrait faire l'objet d'une future étude entièrement consacrée au lien entre maintenance et Industrie 4.0. Un travail comparable à celui mené dans le cadre du premier article pourrait par exemple conduire à identifier et caractériser les impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes associés à la TPM (Total Productive Maintenance) en fonction des niveaux de capacité ou des types d'autonomie visés.

Il convient de noter que le modèle de types d'autonomies proposé n'est pas adapté pour répondre à des perturbations inattendues, complexes et à grande échelle, telles que des crises sanitaires ou financières par exemple. En effet, de tels cas impliquent un ensemble de décisions prises à différents niveaux stratégiques, tactiques et opérationnels, alors que le modèle proposé est aujourd'hui limité à une portée opérationnelle. Cependant, le couplage de ce modèle avec d'autres types de modèles tels que les modèles DMN (Decision Model and Notation) pourrait constituer une réponse à ce type de situation. À cet égard, il semble que cela pourrait constituer un nouvel axe de recherche particulièrement prometteur à l'avenir.

Concernant l'étude Delphi Régnier, une première limite porte sur la méthode Delphi et le panel d'experts sélectionnés par le comité de pilotage. Le choix des experts implique nécessairement un biais subjectif lié au choix des experts dans les réseaux académiques et industriels. Cependant, malgré la volonté de neutralité du comité de pilotage et l'attention particulière portée à la cohérence et à la complémentarité des profils retenus par rapport à l'objectif de recherche, il semble néanmoins difficile de se libérer complètement de ces difficultés.

Une limite particulière concerne les réponses aux éléments sur les attentes des managers. En effet, ils ne font que refléter la perception que les experts du panel ont de ces attentes. Malgré les précautions prises dans la sélection des experts « industriels » et « intégrateurs », il serait intéressant de réaliser une étude spécifique sur les différences entre les attentes formulées par

les managers eux-mêmes et la perception de ces attentes par les décideurs responsables des projets de déploiement de l'Industrie 4.0 au sein des entreprises.

Une autre limite de cette étude est la conception du premier questionnaire, qui joue un rôle décisif dans l'orientation donnée à l'étude et dans la compréhension et l'appropriation du sujet par le panel d'experts. Il a été construit autour de l'objectif de recherche et du modèle de prise de décision 4.0 dans un contexte opérationnel que nous avons proposé (cf. Figure 5, p.79). Il a ensuite été corrigé pour tenir compte des commentaires et des attentes formulées par un panel test différent du panel d'experts qui a ensuite participé à l'ensemble de l'étude. L'orientation du premier questionnaire a probablement créé un biais subjectif dès le départ. Il en va aussi de même pour la note de cadrage jointe au questionnaire. Cependant cette étape intermédiaire a permis de réduire le risque de mauvaise interprétation lié à des problèmes de formulation des différents items. Mais les choix qui en ont résulté ont inévitablement eu une implication structurelle au début de l'étude. Toutefois, les experts ont eu la possibilité de formuler des observations et de proposer d'autres énoncés par la suite.

La dernière limite est que notre étude est qualitative, la méthode employée étant spécifiquement adaptée à ce type de recherche. Cependant, l'aspect prospectif du sujet d'étude et sa portée ne permettaient pas à l'état actuel des connaissances d'envisager une approche plus quantitative. Cependant, la méthode Delphi-Régnier nous a permis de collecter des données empiriques et de visualiser les avis d'experts pour identifier les principales contributions des différents groupes technologiques au renforcement du processus de prise de décision. Il a également servi de base à la construction d'une étude plus quantitative sur les attentes actuelles et futures des managers à ce sujet. Enfin, il ouvre également le champ à une étude qualitative comparative sur les nouveaux modes d'autonomie 4.0 qui enrichissent le processus décisionnel.

5.3 Perspectives

Le travail de recherche qui a été mené dans le cadre de cette thèse ouvre de nombreuses perspectives de recherche. Les premières se positionnent dans le prolongement direct du travail engagé autour du modèle de types d'autonomie proposé et le renforcement du processus de décision par l'ensemble des groupes technologiques de l'Industrie 4.0. Ces perspectives de recherche se rapportent principalement aux résultats présentés dans les trois articles et font l'objet de la sous-section 5.3.1.

Comme mis en évidence dans l'article 1, l'Industrie 4.0 ne remplace pas aujourd'hui les principes du Lean, qui doivent encore être poursuivis dans les entreprises. Cependant l'amélioration, voire la remise en question à plus long terme, de certains principes Lean par les technologies de l'Industrie 4.0 notamment à travers le renforcement du processus de décision, ouvre des perspectives larges et ambitieuses. Celles-ci sont présentées dans la sous-section 5.3.2

5.3.1 Renforcement du processus de décision par les technologies de l'Industrie 4.0 et autonomie au travail

Le travail de recherche réalisé met en lumière plusieurs opportunités de recherche. Il a conduit à proposer un modèle composé de sept types d'autonomie dans le processus de décision basé sur les technologies de l'Industrie 4.0 : 1) *Cyber Monitoring*, 2) *Cyber Search*, 3) *Standard Decision Support* 4) *Cyber Control*, 5) *Cyber Design*, 6) *Customized Decision Support* and 7) *Cyber Autonomy* (cf. Chapitre 3). La validation de ce modèle s'est notamment appuyée sur une confrontation avec un ensemble de cas d'études issus de la littérature. Il ressortait de cela que notamment que la répartition des cas d'application sur les différents types d'autonomie est aujourd'hui très déséquilibrée. Le poids prépondérant du *Cyber Monitoring* marque le fait que la priorité est aujourd'hui de pouvoir renforcer la détection des problèmes et des opportunités afin de pouvoir amorcer le processus de décision au plus tôt. Cela marque aussi le potentiel de progrès encore très important que représente le déploiement des nouvelles technologies pour renforcer l'ensemble du processus décisionnel. On peut donc s'attendre à migrer petit à petit vers une répartition des cas d'application plus équilibrée sur les différents types d'autonomie dans les années à venir, sans pour autant converger nécessairement vers des types d'autonomie tels que le *Cyber control* ou *Cyber autonomy*. **Il semblerait donc pertinent de régulièrement renouveler le travail mené lors de la prévalidation du modèle afin d'évaluer l'évolution de la répartition des cas d'application sur les différents types de cyberautonomie proposés puis de soumettre ces résultats à l'avis et à l'interprétation d'experts métiers.**

La grande masse de données que nombre d'entreprises sont actuellement en train de constituer à travers la mise en place du *Cyber monitoring*, constitue un capital encore mal valorisé. Il nous semble que cela appellera inévitablement à un prolongement des démarches de digitalisations déjà engagées pour viser des types d'autonomie couvrant une partie plus importante des différentes étapes du processus de décision. Cependant, la complexité de mise en œuvre de certains types d'autonomie, les risques associés notamment en termes de cyber sécurité, les

coûts afférents, un ROI parfois trop faible, les répercussions au niveau managérial et social, la prise en compte des enjeux environnementaux sont autant de raisons qui peuvent justifier de ne pas nécessairement renforcer toutes les étapes du processus décisionnel. **Des travaux de recherche complémentaires pourraient être menés visant à déterminer les risques, les opportunités et les facteurs critiques de succès et d'échec dans la mise en œuvre des différents types d'autonomie du modèle proposé.**

Il est ressorti de cette analyse que 2 cas sur 3 trouvés dans la littérature correspondent aujourd'hui au type *Cyber Monitoring*. A l'inverse, certains types d'autonomie semblent encore très loin d'être matures. Par exemple, aucun cas d'application n'a pu être relié au type *Standard Decision Support*. Cela peut sembler surprenant à première vue, car l'excellence opérationnelle et les approches d'amélioration continue, déjà largement utilisées dans les contextes opérationnels, encouragent à capitaliser sur les solutions identifiées lors de la résolution des problèmes pour les transformer en standards de réaction et améliorer les standards de travail déjà en place. Bien que des cas d'applications de *Cyber Search* aient été identifiés pour améliorer la recherche de solutions standard déjà connues, l'évaluation de ces solutions est encore principalement effectuée par des humains. Les démarches Lean faisant encore souvent figure de prérequis pour le bon déploiement de l'Industrie 4.0, **il semble particulièrement pertinent d'engager de nouveaux travaux de recherche sur les conditions de mise en œuvre du continuum *Cyber Monitoring*, *Cyber Search*, *Standard Decision Support*, *Cyber Control* propre à la gestion de problèmes ou d'opportunités rattachés à des situations de travail standards et pour lesquels des solutions connues ont pu être capitalisées dans le cadre des démarches d'amélioration continue.**

En outre, il serait pertinent de tester pour chaque type d'autonomie, dans quelles mesures les technologies de l'Industrie 4.0 améliorent la mise en œuvre des principes Lean et, en fin de compte, la productivité des entreprises manufacturières. Afin de ne pas être limité dans les différents scénarios et cas d'études testés, il semble intéressant de pouvoir mener de telles expérimentations au sein d'un système de production modèle tel qu'une usine-école.

L'étude Delphi-Régnier a mis en évidence un fort dissensus des experts concernant le renforcement des différentes étapes par les technologies liées à la « *Cybersécurité* ». Une petite majorité pense que la Cybersécurité doit protéger les échanges opérés entre les différentes parties prenantes au niveau de la dernière étape « *Autorisation* » avant l'engagement de l'action. Un certain nombre d'entre eux pense que ces technologies doivent fiabiliser l'ensemble des étapes du processus de décision et pas seulement une ou quelques étapes particulières. Ils

insistent sur le fait que si le moindre maillon est corrompu, c'est toute la chaîne décisionnelle qui est corrompue. Ces experts pensent que la Cybersécurité accompagne nécessairement toute étape dans laquelle des données sont générées, échangées, transformées, interprétées ou stockées. Enfin, d'autres pensent qu'il convient d'agir prioritairement en début de processus sur l'étape « *Capture-Mesure* » afin de ne pas travailler à partir de données corrompues. Il est souvent fait allusion ici à l'expression « *garbage in, garbage out* » qui désigne en informatique le concept selon lequel des données d'entrée erronées ou absurdes (*garbage*) produisent des résultats absurdes. Certains attirent cependant l'attention sur le risque de confusion entre Cybersécurité et corruption des données entrant dans le processus décisionnel. Ils considèrent que ce dernier point n'est pas du domaine de la Cybersécurité, mais dépend plus de la qualité et de la robustesse des processus de pilotage et de gestion. La cybersécurité est aussi apparue comme le groupe technologique ayant la plus faible représentation dans le cadre du travail de recherche qui a conduit à l'article 1. **Il semblerait donc particulièrement important de mener un travail de recherche spécifique sur les risques, les opportunités et les facteurs critiques de succès et d'échec liés à la mise en œuvre de ce groupe technologique dans le cadre du déploiement de l'Industrie 4.0 dans un contexte Lean.**

Les travaux réalisés mettent en évidence le lien étroit entre le renforcement du processus de décision et l'évolution du niveau d'autonomie pouvant être confiée aux équipes et systèmes opérationnels. Cela appelle à mener des travaux complémentaires sur les nouveaux modes de cyberautonomie, les risques, les opportunités et les facteurs clés de succès associés à leur mise en œuvre. Aujourd'hui peu de travaux s'intéressent aux attentes des managers sur ces points-là et à ces liens fondamentaux qui sont susceptibles de bouleverser les modèles d'organisation au travail. Si l'étude Delphi-Régnier conduite dans le cadre de cette thèse fournit des éléments de réponse à travers les avis formulés par le panel d'experts, **il semblerait pertinent de la compléter par une étude plus quantitative sur les attentes actuelles et futures des managers sur ces sujets et sur les conditions d'acceptation de ces évolutions par les équipes opérationnelles.**

Le travail de recherche réalisé ne tranche pas sur l'élargissement ou pas du périmètre décisionnel confié aux équipes et systèmes opérationnels. Le renforcement du processus de décision interroge inévitablement sur l'opportunité d'une nouvelle répartition des responsabilités confiées aux équipes et systèmes opérationnels et sur les nouveaux modes d'autonomies induits par le déploiement de l'Industrie 4.0. **Des travaux de recherche mériteraient donc d'être engagés afin d'étudier l'évolution de ce périmètre décisionnel**

pouvant être induite par le renforcement du processus de décision par les technologies 4.0.

De tels travaux pourraient déboucher sur la proposition d'une démarche permettant de cibler au sein d'une organisation donnée, les processus décisionnels présentant les plus forts enjeux en termes de renforcement par les technologies de l'Industrie 4.0.

Enfin l'étude Delphi-Régnier a mis en évidence à plusieurs reprises que le niveau d'autonomie dépend fortement du modèle de gouvernance instauré dans l'entreprise. Se pose notamment la question de savoir si l'augmentation de l'autonomie est un prérequis au bon déploiement de l'Industrie 4.0 et/ou si c'est le déploiement des technologies 4.0, qui offrant de nouvelles opportunités à travers une assistance renforcée pour une meilleure prise de décisions, incitera à augmenter l'autonomie confiée aux équipes. Le fait d'élargir ou pas le périmètre décisionnel des équipes opérationnelles semble dépendre avant tout du modèle de gouvernance et de leadership instauré dans l'entreprise. Il semble donc particulièrement intéressant de **prolonger l'étude prospective réalisée dans le cadre de cette thèse, en étudiant les risques et les opportunités induits par différents modèles de gouvernance et de leadership sur l'évolution de l'autonomie des équipes et des systèmes opérationnels dans le cadre d'un renforcement des processus décisionnels par les technologies de l'Industrie 4.0.**

5.3.2 Répercussions induites sur les différents principes du Lean

La revue de littérature a mis en évidence que les démarches Lean apparaissent très souvent comme un prérequis au bon déploiement de l'Industrie 4.0 (Rosin et al., 2020).

Une perspective de recherche pertinente serait de valider l'impact des technologies de l'Industrie 4.0 sur les systèmes industriels. Pour soutenir les principes Lean, ces technologies sont prometteuses, quels que soient le niveau de capacité ciblé au sens de Porter & Heppelmann (2015). Cependant, très peu d'articles visent à **démontrer le gain réel de productivité obtenu par les entreprises.** Pour chaque mise en œuvre des technologies de l'Industrie 4.0 en vue de faciliter ou améliorer un principe Lean particulier, des indicateurs de performance doivent être mesurés pour valider l'impact.

Une autre perspective de recherche serait d'étudier comment les technologies de l'Industrie 4.0 pourraient affecter la santé et la sécurité des employés. La prise en compte de l'amélioration de la sécurité et des conditions de travail des employés est un élément clé pour la bonne mise en œuvre des principes inclus dans la maison TPS de (Liker, 2004), mais seules de rares recherches établissent un lien entre ce principe et l'Industrie 4.0. Par exemple,

Brito et al. (2019) ont proposé une revue de la littérature sur l'ergonomie et le Lean, avec une ouverture vers l'Industrie 4.0, mais sans préciser comment la sécurité des employés pourrait bénéficier de ces technologies.

A plusieurs reprises dans le cadre de l'étude Delphi-Régnier, un lien a été implicitement établi par les experts entre le renforcement du processus de décision par les technologies de l'Industrie 4.0 et certains principes et notions du Lean tels que les standards, l'amélioration continue, le gemba, le nemawashi. Même si les objectifs visés à travers cette étude sont justifiés par les résultats obtenus au terme de la revue de littérature, ceux-ci ne visaient pas à établir un lien direct avec le Lean et les principes associés. **Aussi, il semble à ce stade particulièrement intéressant d'étudier dans quelle mesure le renforcement du processus de décision par les technologies 4.0 est naturellement en cohérence ou à l'inverse risque de rentrer en contradiction avec la mise en œuvre des différents principes du Lean.**

La revue de la littérature menée dans le cadre de l'article 1 a été réalisée afin d'identifier les liens possibles entre l'Industrie 4.0 et les principes Lean. Par la suite, une analyse des niveaux de capacité au sens de Porter & Heppelmann (2015) des différents travaux de recherche analysés a permis de classer les usages proposés des technologies. Les principes Lean les plus améliorés sont ceux liés aux thèmes du *Juste-à-temps* et de *Jidoka*, tandis que les moins améliorés sont ceux liés aux thèmes de la *Réduction des gaspillages* et aux *Employés et au travail d'équipe*. En outre, il est ressorti que le niveau de capacité de *Surveillance* est celui qui est principalement représenté aujourd'hui à travers la mise en œuvre des technologies de l'Industrie 4.0 permettant améliorer les principes Lean. Selon ces résultats, les technologies de l'Industrie 4.0 ne semblent pas couvrir l'intégralité des principes Lean, mais peuvent renforcer l'efficacité de ces principes. Cependant, des principes Lean spécifiques, tels que la *Production lissée* et des *Processus stables et standardisés*, pourraient être remis en question. De tels principes font pourtant partie des fondations du TPS (cf. Figure 2, p 19). Leur remise en question pourrait conduire à une remise en question d'autres principes du Lean. Par exemple la notion de standard est à la base de principes tels que la *Vue sur les gaspillages* ou la *Résolution de problème* et plus généralement des logiques d'*Amélioration continue* qui constituent le cœur de toute démarche Lean (Coetzee et al., 2016) et fait partie intégrante des valeurs associées à ce modèle (cf. Figure 1, p18 ; Liker & Hoseus, 2008). **Aussi, une perspective de recherche particulièrement prometteuse est d'étudier si le renforcement du processus de décision par les technologies 4.0 est susceptible de fortement impacter voire de totalement remettre en cause le principe Lean de *Processus stables et standardisés*.**

Une perspective de recherche comparable à la précédente semble aussi pertinente dans le cas de l'évolution ou de la remise en question du principe Lean de *Production lissée* par le déploiement de l'Industrie 4.0. La revue de littérature menée dans le cadre de l'article 1 a montré que l'amélioration par les technologies de l'Industrie 4.0 des principes Lean associée aux thèmes du *Juste-à-temps* fait déjà l'objet de nombreux travaux de recherche. Cependant les perspectives offertes par l'amélioration des principes associés au *Juste à temps* sur la remise en question du principe de *Production lissée* et les répercussions sur les modèles de production restent quasiment inexplorées. Nombre d'articles soulignent l'apport majeur de l'Industrie 4.0 pour faire évoluer les modes de production vers une production individualisée (lot unitaire) (Beaudoin et al., 2016 ; Mayr et al., 2018) centrée sur les spécifications du client (Rüttimann & Stöckli, 2016) et la customisation (Netland, 2015). Précédemment et de manière indépendante à l'introduction de L'Industry 4.0, le groupe de Cardiff ³ avait notamment fait ressortir les limites d'un système Lean et avait formulé en premier l'idée qu'il était possible de faire coexister au niveau d'un système industriel ou d'une chaîne logistique globale, les concepts d'excellence opérationnelle et de production agile, introduisant en cela le nouveau paradigme de systèmes Leagiles (Ben Naylor et al., 1999 ; Mason-Jones et al., 2000 ; Mason-Jones et al., 2000). Étant donné les résultats obtenus dans le cadre de cette thèse, il semblerait intéressant **d'étudier l'évolution du principe de *Production lissée* induite par les technologies de l'Industrie 4.0 dans le cadre d'un système Leagile.** En particulier, la question suivante reste à notre connaissance inexplorée : est-ce que les logiques d'intégration du Lean et de l'Industrie 4.0 doivent être déployées en tenant compte des points de découplage ou d'autres paramètres associés à l'agilité des systèmes de production ?

En outre, un sujet qui n'est pas spécifiquement étudié par les chercheurs est le lien entre l'Industrie 4.0 et la collaboration ou le travail d'équipe. Le Lean management met en avant nombre de principes associés à la catégorie *Employés et travail d'équipe* (cf. Chapitre 2) afin

³ Il est fait ici référence aux équipes de recherche rattachées au Cardiff University Innovative Manufacturing Research (IMRC) qui regroupe 3 équipes de recherche pluridisciplinaires :

- Le « Manufacturing Engineering Centre »,
- Le « Logistics Systems Dynamics Group »,
- Le « Lean Enterprise Research Centre » (cf. site du LERC : <http://www.leanenterprise.org.uk>).

notamment de réduire les gaspillages et de trouver des solutions pour améliorer les processus de manière collaborative. Par exemple, les actions d'amélioration continue (ou Kaizen) sont utilisées pour regrouper les employés et les faire travailler ensemble afin de résoudre une situation spécifique. (Buer et al., 2018) soulignent que peu d'études ont été menées pour étudier l'impact de l'Industrie 4.0 sur les efforts d'amélioration continue (Kaizen), le travail d'équipe, l'implication et l'autonomie des équipes, les 5 S et plus généralement sur le lien avec les pratiques Lean dites « soft » qui concernent les personnes et les interrelations. Cependant, Prifti et al. (2017) et Hecklau et al. (2016) ont identifié les compétences clés nécessaires au déploiement de l'Industrie 4.0 et soulignent tous deux l'importance de capacités telles que le travail en équipe, la collaboration, la résolution de problèmes et la prise de décision. Camarinha-Matos et al. (2017) affirment que la « collaboration » est au cœur de la plupart des défis de l'Industrie 4.0 et Schuh et al. (2014) ont suggéré comment les systèmes cyberphysiques conduisent à de nouvelles formes de collaboration et peuvent jouer un rôle central dans l'augmentation de la productivité. En outre, l'étude Delphi-Régnier réalisée dans le cadre de cette thèse a souligné que les managers attendent tout particulièrement des technologies de l'Industrie 4.0 qu'elles contribuent à renforcer la 2^e dimension de l'autonomie centrée sur la notion de collaboration (cf. §1.4.4, 2^e dimension de l'autonomie au travail déclinée selon 3 axes : la coopération, la communication et la coordination. **Aussi semblerait-il particulièrement intéressant d'étudier les opportunités d'amélioration et l'impact des technologies de l'Industrie 4.0 sur le système de prise de décision « Ringi »⁴ propre au TPS.**

⁴ Il s'agit d'un processus de prise de décision mené selon une approche ascendante (bottom-up) pour surmonter certains écueils des pratiques traditionnelles souvent perçues comme trop autocratiques. Le processus « Ringi » est perçu comme prenant plus de temps, car impliquant généralement un plus grand nombre de membres de l'organisation pour l'approbation d'une décision. Mais sa gestion participative pour un processus de prise de décision collective (Sagi, 2015) engendre une plus forte implication et meilleure compréhension des objectifs de la part des différentes parties prenantes.

Conclusion

Au bilan, ce travail de recherche a contribué à fournir une caractérisation originale des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean en fonction des niveaux de capacité visés. Un modèle de sept types d'autonomie basé sur la contribution des technologies de l'Industrie 4.0 au renforcement des différentes étapes des processus décisionnels a été proposée. Celui-ci contribue à préciser la manière dont les technologies 4.0 peuvent améliorer les processus de prise de décision et comment elles affectent l'autonomie des ressources impliquées à un niveau opérationnel. L'étude prospective a ensuite permis d'identifier et de caractériser le potentiel d'amélioration du processus global de prise de décision par les principaux groupes technologiques associés à l'Industrie 4.0. Elle offre également une première vision et des perspectives, des attentes et des risques associés à la mise en œuvre de nouveaux modes de prise de décision et de cyberautonomie soutenus par les technologies de l'Industrie 4.0.

Les décideurs peuvent s'appuyer sur les résultats de ce travail pour cibler le type d'autonomie qu'ils souhaitent voir confier aux équipes opérationnelles afin d'améliorer la réactivité du système de production face aux problèmes et opportunités rencontrés sur le terrain. Ce travail ouvre également les nombreuses perspectives de recherche décrites en fin de mémoire.

Enfin ces travaux ont permis de cibler et prioriser les futurs développements qui seront menés au sein de l'Evolutionary Learning Factory déployée sur le campus Arts et Métiers d'Aix-en-Provence. Un nouveau projet de recherche (GENOM: Généralisation d'Expérimentations Numérique, Organisationnelle, Managériales) a pu notamment être formalisé et vise à définir l'ensemble des composants du plan de transformation centré sur l'humain et intégrant les dimensions technologiques, organisationnelles et managériales afin d'optimiser la gestion et le pilotage des changements liés à l'adoption des innovations issues de l'Industrie 4.0. Ce projet s'inscrit dans une approche multidisciplinaire (centrée sur les individus et leurs compétences, les technologies, les systèmes de production) nécessaire pour comprendre ces mutations contemporaines de manière holistique, leurs conséquences et le rôle des acteurs dans ces mutations.

Une typologie de scénarii d'études s'appuyant sur le modèle de types d'autonomie proposé dans le cadre de cette thèse a d'ores et déjà pu être définie et fera l'objet d'une prochaine communication. Celle-ci servira de base aux futures expérimentations menées au sein de notre

usine-école en se focalisant sur la question de l'évolution de l'implication et de l'autonomie des employés dans les prises de décision opérationnelles dans un contexte de travail standardisé. Cette thèse amorce donc le début d'un long cheminement sur la voie du Lean 4.0 et de la cyberautonomie.

Liste des publications

Articles dans revues internationales à comité de lecture JCR (ISI Web of Science)

- [1] [2022] Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., Pellerin, R. “*Enhancing the decision-making process through Industry 4.0 technologies*”, Sustainability, 14(1), 461. <https://doi.org/10.3390/su14010461>
- [2] [2021] Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., Pellerin, R. “*Impact of Industry 4.0 on decision-making in an operational context*”. Advances in Production Engineering & Management (APEM), 16(4), 500–514. <https://doi.org/10.14743/apem2021.4.416>
- [3] [2020] Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., Pellerin, R. “*Impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles*”. International Journal of Production Research (IJPR), 58(6), 1644-1661. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1672902>

Actes publiés de conférences internationales, congrès et colloques

- [4] [2022] Rosin, F., Magnani, F., Joblot, L., Forget, P., Pellerin, R., & Lamouri, S. “*Lean 4.0: typology of scenarios and case studies to characterize Industry 4.0 autonomy model*”. IFAC Triennial International Conference, Manufacturing modelling, management and control (MIM). Article accepté
- [5] [2020] Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. “*Industry 4.0 and Decision Making*”. International Joint Conference on Mechanics, Design Engineering & Advanced Manufacturing (JCM). Springer, Cham., France, Pages. 400-405. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1636323>.
- [6] [2019]) ” *Industrie 4.0 et Lean : Hiérarchie, amélioration ou complémentarité ?*”, 13ème Congrès International de Génie Industriel CIGI QUALITA. Montréal, Canada.

Bibliographie

ADDIN ZOTERO_BIBL {"uncited":[],"omitted":[],"custom":[]} CSL_BIBLIOGRAPHY

- Adler, M., & Ziglio, E. (1996). *Gazing Into the Oracle: The Delphi Method and Its Application to Social Policy and Public Health*. Jessica Kingsley Publishers.
- Alves, A. C., Dinis-Carvalho, J., & Sousa, R. M. (2012). Lean production as promoter of thinkers to achieve companies' agility. *Learning Organization*, 19(3), 219–237. <https://doi.org/10.1108/09696471211219930>
- Anthony, P. (2017). *Lean Manufacturing and Industry 4.0*. Advanced Manufacturing.org. <https://www.sme.org/technologies/articles/2017/october/lean-manufacturing-industry-4-0/>
- Ashton, R. H. (1986). Combining the judgments of experts: How many and which ones? *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 38(3), 405–414. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(86\)90009-9](https://doi.org/10.1016/0749-5978(86)90009-9)
- Beaudoin, J., Lefebvre, G., Normand, M., Gouri, V., Skerlj, A., Pellerin, R., Rivest, L., & Danjou, C. (2016). *Prendre part à la révolution manufacturière? Du rattrapage technologique à l'Industrie 4.0 chez les PME* [Rapport technique]. Centre francophone d'informatisation des organisations (CEFRIO). <http://www.cefrio.qc.ca/publications/numerique-entreprise/industrie4-0-chez-les-pme-du-quebec/>
- Bourdu, É., Péretié, M.-M., & Richer, M. (2016). *La qualité de vie au travail: Un levier de compétitivité refonder les organisations du travail* (Vol. 1–1). Presses des mines-Transvalor La Fabrique de l'industrie.

- Bousdekis, A., Lepenioti, K., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2021). A Review of Data-Driven Decision-Making Methods for Industry 4.0 Maintenance Applications. *Electronics*, *10*(7), 828. <https://doi.org/10.3390/electronics10070828>
- Buer, S.-V., Strandhagen, J. O., & Chan, F. T. S. (2018). The link between Industry 4.0 and lean manufacturing: Mapping current research and establishing a research agenda. *International Journal of Production Research*, *56*(8), 2924–2940. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1442945>
- Cannon-Bowers, J. A., & Salas, E. (2009). *Making Decisions Under Stress: Implications for Individual and Team Training*. American Psychological Association.
- Coetzee, R., Van Dyk, L., & Van der Merwe, K. (2016). Lean implementation strategies: How are the Toyota Way principles addressed? *South African Journal of Industrial Engineering*, *27*(3), 79–91.
- Danjou, C., Pellerin, R., & Rivest, L. (2017). *Le passage au numérique: Industrie 4.0 : des pistes pour aborder l'ère du numérique et de la connectivité* (p. 26). Centre francophone d'informatisation des organisations (CEFRIO). <https://espace2.etsmtl.ca/id/eprint/14934/1/le-passage-au-num%C3%A9rique.pdf>
- Dombrowski, U., Richter, T., & Krenkel, P. (2017). Interdependencies of Industrie 4.0 & Lean Production Systems: A Use Cases Analysis. *Procedia Manufacturing*, *11*, 1061–1068. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.07.217>
- Eleftheriadis, R. J., & Myklebust, O. (2016). A guideline of quality steps towards Zero Defect Manufacturing in Industry. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 332–340. <http://ieomsociety.org/ieomdetroit/pdfs/164.pdf>

- Everaere, C. (2007). Proposition d'un outil d'évaluation de l'autonomie dans le travail. *Revue française de gestion*, 180(11), 45–59. <https://doi.org/10.3166/rfg.180.45-59>
- Gigerenzer, G., & Gaissmaier, W. (2011). Heuristic Decision Making. *Annual Review of Psychology*, 62(1), 451–482. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120709-145346>
- Hammond, K. R., Hamm, R. M., Grassia, J., & Pearson, T. (1987). Direct comparison of the efficacy of intuitive and analytical cognition in expert judgment. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 17(5), 753–770. <https://doi.org/10.1109/TSMC.1987.6499282>
- Hsu, C.-C., & Sandford, B. (2007). The Delphi Technique: Making Sense of Consensus. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 12(10). <https://doi.org/10.7275/pdz9-th90>
- Hussain, A., Farooq, M. U., Habib, M. S., Masood, T., & Pruncu, C. I. (2021). COVID-19 Challenges: Can Industry 4.0 Technologies Help with Business Continuity? *Sustainability*, 13(21), 11971. <https://doi.org/10.3390/su132111971>
- Jardim-Goncalves, R., Romero, D., & Grilo, A. (2017). Factories of the future: Challenges and leading innovations in intelligent manufacturing. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 30(1), 4–14. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2016.1258120>
- Kahneman, D., & Klein, G. (2009). Conditions for intuitive expertise: A failure to disagree. *American Psychologist*, 64(6), 515–526. <https://doi.org/10.1037/a0016755>
- Khanchanapong, T., Prajogo, D., Sohal, A. S., Cooper, B. K., Yeung, A. C. L., & Cheng, T. C. E. (2014). The unique and complementary effects of manufacturing technologies and lean practices on manufacturing operational performance. *International Journal of Production Economics*, 153, 191–203. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.02.021>

- Kinny, D., Georgeff, M., & Rao, A. (1996). A methodology and modelling technique for systems of BDI agents. In W. Van de Velde & J. W. Perram (Eds.), *Agents Breaking Away* (pp. 56–71). Springer. <https://doi.org/10.1007/BFb0031846>
- Klein, G. (2008). Naturalistic Decision Making. *Human Factors*, 50(3), 456–460. <https://doi.org/10.1518/001872008X288385>
- Klein, G. A. (2017). *Sources of Power, 20th Anniversary Edition: How People Make Decisions*. MIT Press.
- Klein, G. A., Orasanu, J., Calderwood, R., & Zsombok, C. E. (1993). *Decision making in action: Models and methods* (Ablex Publishing Corporation). https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/62235127/5f06ae853c5ce3f7da5e86bb9f59c88b50b320200229-84777-abct9q-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1648941781&Signature=gBRkRINpRC1ncKCPYZyWi6~J0tV-PCr4JypfKE5D6vwRgDmQi9anBYTli4jJGg5j8YsN1nYF3JfSkZrhmRwrG0ZEK3N7UacOrUIPrhrHCX7c-vQ9I5C0hjOJWZsIbh5OTLcwMeFb4o-SeTzg6V19dcwi7WTZeTeTtQcpKumiNCj2hzSFFKncUfJEdvQgk0YxOaZi-rGf6uX3c4oScX5KDJCfaFD~cWVbzQXHyhOYLf5Wodo2UoWaAcsj751qjNiNnjWGYGL~kW0kR1jvmtk5rFKLx50wQdDXKHDqXPTJ44fysQj7jbCEU0YDovq8t-LN2EtbhVpdtVutnbojkdqciw__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA
- Kohler, D., & Weisz, J. D. (2016). *Industrie 4.0—Les défis de la transformation numérique du modèle industriel allemand*. La Documentation Française. <https://kohler-cc.com/industrie-4-0/>
- Kolberg, D., & Zühlke, D. (2015). Lean Automation enabled by Industry 4.0 Technologies. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), 1870–1875. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.359>

- Krafcik, J. F. (1988). *Triumph of the Lean Production System.pdf—Triumph Of The Lean Production System* ; ; 30, 1; ABI/INFORM | Course Hero. *Sloan Management Review*, 30(1), 41–52.
- Lamouri, S. (1989). *Contribution méthodologique à la formalisation d'une stratégie de formation à l'entrepreneurship (méthode Delphi combinée aux abaques de Régnier): Proposition d'un plan de formation dans le cadre d'un centre d'entreprise et d'innovation* [These de doctorat, Vandoeuvre-les-Nancy, INPL].
<https://www.theses.fr/1989NAN10429>
- Langefeld, B. (2019, December). *Autonomous production: Rise of the machines*. Roland Berger. <https://www.rolandberger.com/en/Insights/Publications/Autonomous-production-Rise-of-the-machines.html>
- Leyh, C., Martin, S., & Schäffer, T. (2017). Industry 4.0 and Lean Production — A matching relationship? An analysis of selected Industry 4.0 models. *2017 Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, 989–993.
<https://doi.org/10.15439/2017F365>
- Liker, J. (2004). *Toyota Way: 14 Management Principles from the World's Greatest Manufacturer*. McGraw-Hill Education.
<https://www.accessengineeringlibrary.com/content/book/9780071392310>
- Liker, J., & Franz, J. K. (2011). *The Toyota Way to Continuous Improvement: Linking Strategy and Operational Excellence to Achieve Superior Performance*. McGraw-hill.
- Liker, J., & Hoseus, M. (2008). *Toyota Culture: The Heart and Soul of the Toyota Way*. McGraw-Hill.

- Londoño-Pulgarin, D., Cardona-Montoya, G., Restrepo, J. C., & Muñoz-Leiva, F. (2021). Fossil or bioenergy? Global fuel market trends. *Renewable and Sustainable Energy Reviews, 143*, 110905. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110905>
- Lu, Y., Morris, K. C., & Frechette, S. P. (2016). Current Standards Landscape for Smart Manufacturing Systems. *National Institute of Standards and Technology Interagency/Internal Report (NISTIR), 8107*. <https://doi.org/10.6028/NIST.IR.8107>
- Magnani, F., Carbone, V., & Moatti, V. (2019). The human dimension of lean: A literature review. *Supply Chain Forum: An International Journal, 20*(2), 132–144. <https://doi.org/10.1080/16258312.2019.1570653>
- Maleki, K. (2009). *Méthodes quantitatives de consultation d'experts: Delphi, Delphi public, Abaque de Régnier et impacts croisés*. Editions Publibook.
- Mayr, A., Weigelt, M., Kühn, A., Grimm, S., Erll, A., Potzel, M., & Franke, J. (2018). Lean 4.0—A conceptual conjunction of lean management and Industry 4.0. *Procedia CIRP, 72*, 622–628. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.292>
- Mintzberg, H., Raisinghani, D., & Théorêt, A. (1976). The Structure of “Unstructured” Decision Processes. *Administrative Science Quarterly, 21*(2), 246–275. <https://doi.org/10.2307/2392045>
- Mitchell, V. W. (1991). The delphi technique: An exposition and application. *Technology Analysis & Strategic Management, 3*(4), 333–358. <https://doi.org/10.1080/09537329108524065>
- Moeuf, A., Pellerin, R., Lamouri, S., Tamayo-Giraldo, S., & Barbaray, R. (2017). The industrial management of SMEs in the era of Industry 4.0. *International Journal of Production Research, 56*(3), 1118–1136. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1372647>

- Mrugalska, B., & Wyrwicka, M. K. (2017). Towards Lean Production in Industry 4.0. *Procedia Engineering*, 182, 466–473. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.03.135>
- Naikar, N. (2010). *A Comparison of the Decision Ladder Template and the Recognition-Primed Decision Model*. DEFENCE SCIENCE AND TECHNOLOGY ORGANISATION VICTORIA (AUSTRALIA) AIR OPERATIONS DIV. <https://apps.dtic.mil/sti/citations/ADA523330>
- Netland, T. H. (2015). Industry 4.0: Where does it leave lean? *Lean Management Journal*, 5(2), 22–23.
- Object Management Group. (n.d.). *About the Decision Model and Notation Specification*. Retrieved April 3, 2022, from <https://www.omg.org/spec/DMN>
- Oble, F. (1992). *Intérêts et limites de l'analyse structurelle et de la méthode Delphi appliquées à l'étude de l'évolution des marchés alimentaires* [Phdthesis, Institut National Polytechnique de Lorraine]. <https://hal.univ-lorraine.fr/tel-01776231>
- Okoli, J., & Watt, J. (2018). Crisis decision-making: The overlap between intuitive and analytical strategies. *Management Decision*, 56(5), 1122–1134. <https://doi.org/10.1108/MD-04-2017-0333>
- Orasanu, J., & Connolly, T. (1993). The reinvention of decision-making. In *Decision making in action: Models and methods* (pp. 3–20). Ablex Publishing.
- Osterrieder, P., Budde, L., & Friedli, T. (2020). The smart factory as a key construct of industry 4.0: A systematic literature review. *International Journal of Production Economics*, 221, 107476. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.08.011>
- Pellerin, R., & Cahier, M. L. (2019). *Organisation et compétences dans l'usine du fut... - François Pellerin, Marie-Laure Cahier—École des Mines*. Presses des Mines: Paris.

<https://www.librairienouvelle.com/livre/15887106-organisation-et-competences-dans-l-usine-du-fut--francois-pellerin-marie-laure-cahier-ecole-des-mines>

Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2014). How smart, connected products are transforming competition. *Harvard Business Review*, 92(11), 64–88.

Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2015). How smart, connected products are transforming companies. *Harvard Business Review*, 93(10), 96–114.

Power, D. J., Cyphert, D., & Roth, R. M. (2019). Analytics, bias, and evidence: The quest for rational decision-making. *Journal of Decision Systems*, 28(2), 120–137. <https://doi.org/10.1080/12460125.2019.1623534>

Prinz, C., Kreggenfeld, N., & Kuhlenkötter, B. (2018). Lean meets Industrie 4.0 – a practical approach to interlink the method world and cyber-physical world. *Procedia Manufacturing*, 23, 21–26. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.03.155>

Rao, A. S., & Georgeff, M. P. (1995). BDI Agents: From Theory to Practice. *ICMAS*, 95, 312–319.

Rasmussen, J., & Goodstein, L. P. (1987). Decision support in supervisory control of high-risk industrial systems. *Automatica*, 23(5), 663–671. [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(87\)90064-1](https://doi.org/10.1016/0005-1098(87)90064-1)

Richer, M. (2021, July 27). Autonomie au travail: La France a tout faux ! *Management & RSE*. <https://management-rse.com/autonomie-travail-france-a-faux/>

Riemens, J., Lemieux, A.-A., Lamouri, S., & Garnier, L. (2021). A Delphi-Régnier Study Addressing the Challenges of Textile Recycling in Europe for the Fashion and Apparel Industry. *Sustainability*, 13(21), 11700. <https://doi.org/10.3390/su132111700>

- Romero, D., Stahre, J., Wuest, T., Noran, O., Bernus, P., Fast-Berglund, Å., & Gorecky, D. (2016). Towards an Operator 4.0 Typology: A Human-Centric Perspective on the Fourth Industrial Revolution Technologies. *Proceedings of the International Conference on Computers and Industrial Engineering (CIE46)*, 1, 29–31.
- Romero, D., Wuest, T., Stahre, J., & Gorecky, D. (2017). Social Factory Architecture: Social Networking Services and Production Scenarios Through the Social Internet of Things, Services and People for the Social Operator 4.0. In H. Lödding, R. Riedel, K.-D. Thoben, G. von Cieminski, & D. Kiritsis (Eds.), *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems (APMS): Vol. AICT-513* (Issue Part I, pp. 265–273). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66923-6_31
- Roqueplo, P. (1997). *Entre savoir et décision, l'expertise scientifique*. Editions Quae. <https://www.torrossa.com/en/resources/an/5063372>
- Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2020). Impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles. *International Journal of Production Research*, 58(6), 1644–1661. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1672902>
- Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2021). Industry 4.0 and Decision Making. In L. Roucoules, M. Paredes, B. Eynard, P. Morer Camo, & C. Rizzi (Eds.), *Advances on Mechanics, Design Engineering and Manufacturing III* (pp. 400–405). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-70566-4_63
- Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2022). Enhancing the Decision-Making Process through Industry 4.0 Technologies. *Sustainability*, 14(1), 461. <https://doi.org/10.3390/su14010461>

- Rowe, G., & Wright, G. (1999). The Delphi technique as a forecasting tool: Issues and analysis. *International Journal of Forecasting*, 15(4), 353–375. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(99\)00018-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(99)00018-7)
- Rüßmann, M., Lorenz, M., Gerbert, P., Waldner, M., Justus, J., Engel, P., & Harnisch, M. (2015). Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries. *Boston Consult. Group*, 9, 54–89.
- Sagi, D. S. (2015). “Ringi System” The Decision Making Process in Japanese Management Systems: An Overview. *International Journal of Management and Humanities*, 1(7), 10–11.
- Sanders, A., Elangeswaran, C., & Wulfsberg, J. P. (2016). Industry 4.0 implies lean manufacturing: Research activities in industry 4.0 function as enablers for lean manufacturing. *Journal of Industrial Engineering and Management (JIEM)*, 9(3), 811–833. <https://doi.org/10.3926/jiem.1940>
- Sanders, A., K. Subramanian, K. R., Redlich, T., & Wulfsberg, J. P. (2017). Industry 4.0 and Lean Management – Synergy or Contradiction? In H. Lödding, R. Riedel, K.-D. Thoben, G. von Cieminski, & D. Kiritsis (Eds.), *Advances in Production Management Systems. The Path to Intelligent, Collaborative and Sustainable Manufacturing* (pp. 341–349). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66926-7_39
- Schraagen, J. M. (2018). Naturalistic decision-making. In *The Routledge international handbook of thinking and reasoning* (pp. 487–501). Routledge/Taylor & Francis Group.
- Schuh, G., Potente, T., Varandani, R., Hausberg, C., & Fränken, B. (2014). Collaboration Moves Productivity to the Next Level. *Procedia CIRP*, 17, 3–8. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.037>

- Simon, H. A. (1960). *The new science of management decision* (Vol. 3, pp. xii, 50). Harper & Brothers. <https://doi.org/10.1037/13978-000>
- Skulmoski, G. J., Hartman, F. T., & Krahn, J. (2007). The Delphi Method for Graduate Research. *Journal of Information Technology Education: Research*, 6(1), 1–21. <https://doi.org/10.28945/199>
- Sony, M. (2018). Industry 4.0 and lean management: A Adler, M., & Ziglio, E. (1996). *Gazing Into the Oracle: The Delphi Method and Its Application to Social Policy and Public Health*. Jessica Kingsley Publishers.
- Alves, A. C., Dinis-Carvalho, J., & Sousa, R. M. (2012). Lean production as promoter of thinkers to achieve companies' agility. *Learning Organization*, 19(3), 219–237. <https://doi.org/10.1108/09696471211219930>
- Anthony, P. (2017). *Lean Manufacturing and Industry 4.0*. Advanced Manufacturing.org. <https://www.sme.org/technologies/articles/2017/october/lean-manufacturing-industry-4-0/>
- Ashton, R. H. (1986). Combining the judgments of experts: How many and which ones? *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, 38(3), 405–414. [https://doi.org/10.1016/0749-5978\(86\)90009-9](https://doi.org/10.1016/0749-5978(86)90009-9)
- Beaudoin, J., Lefebvre, G., Normand, M., Gouri, V., Skerlj, A., Pellerin, R., Rivest, L., & Danjou, C. (2016). *Prendre part à la révolution manufacturière? Du rattrapage technologique à l'Industrie 4.0 chez les PME* [Rapport technique]. Centre francophone d'informatisation des organisations (CEFRIO). <http://www.cefrio.qc.ca/publications/numerique-entreprise/industrie4-0-chez-les-pme-du-quebec/>

- Ben Naylor, J., Naim, M. M., & Berry, D. (1999). Leagility: Integrating the lean and agile manufacturing paradigms in the total supply chain. *International Journal of Production Economics*, 62(1), 107–118. [https://doi.org/10.1016/S0925-5273\(98\)00223-0](https://doi.org/10.1016/S0925-5273(98)00223-0)
- Bourdu, É., Péretié, M.-M., & Richer, M. (2016). *La qualité de vie au travail: Un levier de compétitivité refonder les organisations du travail* (Vol. 1–1). Presses des mines-Transvalor La Fabrique de l'industrie.
- Bousdekis, A., Lepenioti, K., Apostolou, D., & Mentzas, G. (2021). A Review of Data-Driven Decision-Making Methods for Industry 4.0 Maintenance Applications. *Electronics*, 10(7), 828. <https://doi.org/10.3390/electronics10070828>
- Brito, M. F., Ramos, A. L., Carneiro, P., & Gonçalves, M. A. (2019). Ergonomic Analysis in Lean Manufacturing and Industry 4.0—A Systematic Review. In A. C. Alves, F.-J. Kahlen, S. Flumerfelt, & A. B. Siriban-Manalang (Eds.), *Lean Engineering for Global Development* (pp. 95–127). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-13515-7_4
- Buer, S.-V., Strandhagen, J. O., & Chan, F. T. S. (2018). The link between Industry 4.0 and lean manufacturing: Mapping current research and establishing a research agenda. *International Journal of Production Research*, 56(8), 2924–2940. <https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1442945>
- Camarinha-Matos, L. M., Fornasiero, R., & Afsarmanesh, H. (2017). Collaborative Networks as a Core Enabler of Industry 4.0. In L. M. Camarinha-Matos, H. Afsarmanesh, & R. Fornasiero (Eds.), *Collaboration in a Data-Rich World* (pp. 3–17). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-65151-4_1
- Cannon-Bowers, J. A., & Salas, E. (2009). *Making Decisions Under Stress: Implications for Individual and Team Training*. American Psychological Association.

- Chakraborty, P. S., Sarkar, B., & Majumdar, G. (2013). Group decision making for a manufacturing organization considering intensity of preference. *Advances in Production Engineering & Management*, 8(3), 149–156.
<https://doi.org/10.14743/apem2013.3.162>
- Coetzee, R., Van Dyk, L., & Van der Merwe, K. (2016). Lean implementation strategies: How are the Toyota Way principles addressed? *South African Journal of Industrial Engineering*, 27(3), 79–91.
- Dalenogare, L. S., Benitez, G. B., Ayala, N. F., & Frank, A. G. (2018). The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance. *International Journal of Production Economics*, 204, 383–394.
<https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.08.019>
- Danjou, C., Pellerin, R., & Rivest, L. (2017). *Le passage au numérique: Industrie 4.0 : des pistes pour aborder l'ère du numérique et de la connectivité* (p. 26). Centre francophone d'informatisation des organisations (CEFRIO).
<https://espace2.etsmtl.ca/id/eprint/14934/1/le-passage-au-num%C3%A9rique.pdf>
- Dombrowski, U., Richter, T., & Krenkel, P. (2017). Interdependencies of Industrie 4.0 & Lean Production Systems: A Use Cases Analysis. *Procedia Manufacturing*, 11, 1061–1068.
<https://doi.org/10.1016/j.promfg.2017.07.217>
- Eleftheriadis, R. J., & Myklebust, O. (2016). A guideline of quality steps towards Zero Defect Manufacturing in Industry. *Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management*, 332–340.
<http://ieomsociety.org/ieomdetroit/pdfs/164.pdf>
- Eslami, M. H., Jafari, H., Achtenhagen, L., Carlbäck, J., & Wong, A. (2021). Financial performance and supply chain dynamic capabilities: The Moderating Role of Industry

- 4.0 technologies. *International Journal of Production Research*, 0(0), 1–18.
<https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1966850>
- European Commission. Directorate General for Research and Innovation. (2021). *Industry 5.0: Towards a sustainable, human centric and resilient European industry*. Publications Office. <https://data.europa.eu/doi/10.2777/308407>
- Gigerenzer, G., & Gaissmaier, W. (2011). Heuristic Decision Making. *Annual Review of Psychology*, 62(1), 451–482. <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-120709-145346>
- Hammond, K. R., Hamm, R. M., Grassia, J., & Pearson, T. (1987). Direct comparison of the efficacy of intuitive and analytical cognition in expert judgment. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 17(5), 753–770.
<https://doi.org/10.1109/TSMC.1987.6499282>
- Hasić, F., Corea, C., Blatt, J., Delfmann, P., & Serral, E. (2020). Decision model change patterns for dynamic system evolution. *Knowledge and Information Systems*, 62(9), 3665–3696. <https://doi.org/10.1007/s10115-020-01469-w>
- Hecklau, F., Galeitzke, M., Flachs, S., & Kohl, H. (2016). Holistic Approach for Human Resource Management in Industry 4.0. *Procedia CIRP*, 54, 1–6.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.05.102>
- Hsu, C.-C., & Sandford, B. (2007). The Delphi Technique: Making Sense of Consensus. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 12(10). <https://doi.org/10.7275/pdz9-th90>
- Hussain, A., Farooq, M. U., Habib, M. S., Masood, T., & Pruncu, C. I. (2021). COVID-19 Challenges: Can Industry 4.0 Technologies Help with Business Continuity? *Sustainability*, 13(21), 11971. <https://doi.org/10.3390/su132111971>

- Jardim-Goncalves, R., Romero, D., & Grilo, A. (2017). Factories of the future: Challenges and leading innovations in intelligent manufacturing. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 30(1), 4–14. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2016.1258120>
- Kahneman, D., & Klein, G. (2009). Conditions for intuitive expertise: A failure to disagree. *American Psychologist*, 64(6), 515–526. <https://doi.org/10.1037/a0016755>
- Khanchanapong, T., Prajogo, D., Sohal, A. S., Cooper, B. K., Yeung, A. C. L., & Cheng, T. C. E. (2014). The unique and complementary effects of manufacturing technologies and lean practices on manufacturing operational performance. *International Journal of Production Economics*, 153, 191–203. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2014.02.021>
- Kinny, D., Georgeff, M., & Rao, A. (1996). A methodology and modelling technique for systems of BDI agents. In W. Van de Velde & J. W. Perram (Eds.), *Agents Breaking Away* (pp. 56–71). Springer. <https://doi.org/10.1007/BFb0031846>
- Klein, G. (2008). Naturalistic Decision Making. *Human Factors*, 50(3), 456–460. <https://doi.org/10.1518/001872008X288385>
- Klein, G. A. (2017). *Sources of Power, 20th Anniversary Edition: How People Make Decisions*. MIT Press.
- Klein, G. A., Orasanu, J., Calderwood, R., & Zsombok, C. E. (1993). *Decision making in action: Models and methods* (Ablex Publishing Corporation). <https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/62235127/5f06ae853c5ce3f7da5e86bb9f59c88b50b320200229-84777-abct9q-with-cover-page-v2.pdf?Expires=1648941781&Signature=gBRkRINpRC1ncKCPYZyWi6~J0tV-PCr4JypfKE5D6vwRgDmQi9anBYTli4jJGg5j8YsN1nYF3JfSkZrhmRwrG0ZEK3N7UacOrUIPrhrHCX7c-vQ9I5C0hjOJWZsIbh5OTLcwMeFb4o->

SeTzg6V19dcwi7WTZeTeTtQcpKumiNCj2hzSFFKncUfJEduQgk0YxOaZi-
rGf6uX3c4oScX5KDJCfaFD~cWVbzQXHyhOYLf5Wodo2UoWaAcsj751qjNiNnjW
GYGL~kW0kR1jvmtk5rFKLx50wQdDXKHDqXPTJ44fysQj7jbCEU0YDovq8t-
LN2EtbhVpdtVutnbojkdqciw__&Key-Pair-Id=APKAJLOHF5GGSLRBV4ZA

Kohler, D., & Weisz, J. D. (2016). *Industrie 4.0—Les défis de la transformation numérique du modèle industriel allemand*. La Documentation Française. <https://kohler-cc.com/industrie-4-0/>

Kolberg, D., & Zühlke, D. (2015). Lean Automation enabled by Industry 4.0 Technologies. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), 1870–1875. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.359>

Krafcik, J. F. (1988). Triumph of the Lean Production System.pdf—Triumph Of The Lean Production System ; ; 30, 1; ABI/INFORM | Course Hero. *Sloan Management Review*, 30(1), 41–52.

Kumar, R., Gupta, P., Singh, S., & Jain, D. (2021). Human Empowerment by Industry 5.0 in Digital Era: Analysis of Enablers. In R. K. Phanden, K. Mathiyazhagan, R. Kumar, & J. Paulo Davim (Eds.), *Advances in Industrial and Production Engineering* (pp. 401–410). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-33-4320-7_36

Lamouri, S. (1989). *Contribution méthodologique à la formalisation d'une stratégie de formation à l'entrepreneuriat (méthode Delphi combinée aux abaques de Régnier): Proposition d'un plan de formation dans le cadre d'un centre d'entreprise et d'innovation* [These de doctorat, Vandoeuvre-les-Nancy, INPL]. <https://www.theses.fr/1989NAN10429>

Leyh, C., Martin, S., & Schäffer, T. (2017). Industry 4.0 and Lean Production — A matching relationship? An analysis of selected Industry 4.0 models. *2017 Federated Conference*

- on Computer Science and Information Systems (FedCSIS)*, 989–993.
<https://doi.org/10.15439/2017F365>
- Liker, J. (2004). *Toyota Way: 14 Management Principles from the World's Greatest Manufacturer*. McGraw-Hill Education.
<https://www.accessengineeringlibrary.com/content/book/9780071392310>
- Liker, J., & Franz, J. K. (2011). *The Toyota Way to Continuous Improvement: Linking Strategy and Operational Excellence to Achieve Superior Performance*. McGraw-hill.
- Liker, J., & Hoseus, M. (2008). *Toyota Culture: The Heart and Soul of the Toyota Way*. McGraw-Hill.
- Londoño-Pulgarin, D., Cardona-Montoya, G., Restrepo, J. C., & Muñoz-Leiva, F. (2021). Fossil or bioenergy? Global fuel market trends. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 143, 110905. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110905>
- Lu, Y., Morris, K. C., & Frechette, S. P. (2016). Current Standards Landscape for Smart Manufacturing Systems. *National Institute of Standards and Technology Interagency/Internal Report (NISTIR)*, 8107. <https://doi.org/10.6028/NIST.IR.8107>
- Maddikunta, P. K. R., Pham, Q.-V., B, P., Deepa, N., Dev, K., Gadekallu, T. R., Ruby, R., & Liyanage, M. (2022). Industry 5.0: A survey on enabling technologies and potential applications. *Journal of Industrial Information Integration*, 26, 100257. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100257>
- Magnani, F., Carbone, V., & Moatti, V. (2019). The human dimension of lean: A literature review. *Supply Chain Forum: An International Journal*, 20(2), 132–144. <https://doi.org/10.1080/16258312.2019.1570653>
- Maleki, K. (2009). *Méthodes quantitatives de consultation d'experts: Delphi, Delphi public, Abaque de Régnier et impacts croisés*. Editions Publibook.

- Mason-Jones, R., Naylor, B., & Towill, D. R. (2000). Engineering the leagile supply chain. *International Journal of Agile Management Systems*, 2(1), 54–61. <https://doi.org/10.1108/14654650010312606>
- Mason-Jones, R., Naylor, B., & Towill, D. R. (2000). Lean, agile or leagile? Matching your supply chain to the marketplace. *International Journal of Production Research*, 38(17), 4061–4070. <https://doi.org/10.1080/00207540050204920>
- Mayr, A., Weigelt, M., Kühn, A., Grimm, S., Erll, A., Potzel, M., & Franke, J. (2018). Lean 4.0—A conceptual conjunction of lean management and Industry 4.0. *Procedia CIRP*, 72, 622–628. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2018.03.292>
- Minoura, T. (2003, October 8). In TPS, the T also stands for “Thinking.” *Communication at the “2003 Automotive Parts System Solution Fair”, Tokyo, J*, 4.
- Mintzberg, H., Raisinghani, D., & Théorêt, A. (1976). The Structure of “Unstructured” Decision Processes. *Administrative Science Quarterly*, 21(2), 246–275. <https://doi.org/10.2307/2392045>
- Mitchell, V. W. (1991). The delphi technique: An exposition and application. *Technology Analysis & Strategic Management*, 3(4), 333–358. <https://doi.org/10.1080/09537329108524065>
- Moeuf, A., Pellerin, R., Lamouri, S., Tamayo-Giraldo, S., & Barbaray, R. (2017). The industrial management of SMEs in the era of Industry 4.0. *International Journal of Production Research*, 56(3), 1118–1136. <https://doi.org/10.1080/00207543.2017.1372647>
- Nahavandi, S. (2019). Industry 5.0—A Human-Centric Solution. *Sustainability*, 11(16), 4371. <https://doi.org/10.3390/su11164371>
- Naikar, N. (2010). *A Comparison of the Decision Ladder Template and the Recognition-Primed Decision Model*. DEFENCE SCIENCE AND TECHNOLOGY ORGANISATION

<https://apps.dtic.mil/sti/citations/ADA523330>

Netland, T. H. (2015). Industry 4.0: Where does it leave lean? *Lean Management Journal*, 5(2), 22–23.

Oble, F. (1992). *Intérêts et limites de l'analyse structurelle et de la méthode Delphi appliquées à l'étude de l'évolution des marchés alimentaires* [Phdthesis, Institut National Polytechnique de Lorraine]. <https://hal.univ-lorraine.fr/tel-01776231>

Okoli, J., & Watt, J. (2018). Crisis decision-making: The overlap between intuitive and analytical strategies. *Management Decision*, 56(5), 1122–1134. <https://doi.org/10.1108/MD-04-2017-0333>

Orasanu, J., & Connolly, T. (1993). The reinvention of decision making. In *Decision making in action: Models and methods* (pp. 3–20). Ablex Publishing.

Osterrieder, P., Budde, L., & Friedli, T. (2020). The smart factory as a key construct of industry 4.0: A systematic literature review. *International Journal of Production Economics*, 221, 107476. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.08.011>

Paschek, D., Mocan, A., & Draghici, A. (2019). Industry 5.0—The expected impact of next industrial revolution. *Proceedings of the MakeLearn and TIIM International Conference*, 15–17. <http://www.toknowpress.net/ISBN/978-961-6914-25-3/papers/ML19-017.pdf>

Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2014). How smart, connected products are transforming competition. *Harvard Business Review*, 92(11), 64–88.

Porter, M. E., & Heppelmann, J. E. (2015). How smart, connected products are transforming companies. *Harvard Business Review*, 93(10), 96–114.

- Power, D. J., Cyphert, D., & Roth, R. M. (2019). Analytics, bias, and evidence: The quest for rational decision making. *Journal of Decision Systems*, 28(2), 120–137. <https://doi.org/10.1080/12460125.2019.1623534>
- Prifti, L., Knigge, M., Kienegger, H., & Krcmar, H. (2017). A Competency Model for “Industrie 4.0” Employees. *Wirtschaftsinformatik 2017 Proceedings*. <https://aisel.aisnet.org/wi2017/track01/paper/4>
- Prinz, C., Kreggenfeld, N., & Kuhlenkötter, B. (2018). Lean meets Industrie 4.0 – a practical approach to interlink the method world and cyber-physical world. *Procedia Manufacturing*, 23, 21–26. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2018.03.155>
- Rao, A. S., & Georgeff, M. P. (1995). BDI Agents: From Theory to Practice. *ICMAS*, 95, 312–319.
- Rasmussen, J., & Goodstein, L. P. (1987). Decision support in supervisory control of high-risk industrial systems. *Automatica*, 23(5), 663–671. [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(87\)90064-1](https://doi.org/10.1016/0005-1098(87)90064-1)
- Régnier, F. (1989). *Annoncer la couleur: Pour une approche nuancée du consensus*. Institut de métrologie qualitative.
- Riemens, J., Lemieux, A.-A., Lamouri, S., & Garnier, L. (2021). A Delphi-Régnier Study Addressing the Challenges of Textile Recycling in Europe for the Fashion and Apparel Industry. *Sustainability*, 13(21), 11700. <https://doi.org/10.3390/su132111700>
- Romero, D., Stahre, J., Wuest, T., Noran, O., Bernus, P., Fast-Berglund, Å., & Gorecky, D. (2016). Towards an Operator 4.0 Typology: A Human-Centric Perspective on the Fourth Industrial Revolution Technologies. *Proceedings of the International Conference on Computers and Industrial Engineering (CIE46)*, 1, 29–31.

- Romero, D., Wuest, T., Stahre, J., & Gorecky, D. (2017). Social Factory Architecture: Social Networking Services and Production Scenarios Through the Social Internet of Things, Services and People for the Social Operator 4.0. In H. Lödding, R. Riedel, K.-D. Thoben, G. von Cieminski, & D. Kiritsis (Eds.), *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems (APMS): Vol. AICT-513* (Issue Part I, pp. 265–273). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66923-6_31
- Roqueplo, P. (1997). *Entre savoir et décision, l'expertise scientifique*. Editions Quae. <https://www.torrossa.com/en/resources/an/5063372>
- Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2020). Impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles. *International Journal of Production Research*, 58(6), 1644–1661. <https://doi.org/10.1080/00207543.2019.1672902>
- Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2021). Industry 4.0 and Decision Making. In L. Roucoules, M. Paredes, B. Eynard, P. Morer Camo, & C. Rizzi (Eds.), *Advances on Mechanics, Design Engineering and Manufacturing III* (pp. 400–405). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-70566-4_63
- Rosin, F., Forget, P., Lamouri, S., & Pellerin, R. (2022). Enhancing the Decision-Making Process through Industry 4.0 Technologies. *Sustainability*, 14(1), 461. <https://doi.org/10.3390/su14010461>
- Rowe, G., & Wright, G. (1999). The Delphi technique as a forecasting tool: Issues and analysis. *International Journal of Forecasting*, 15(4), 353–375. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(99\)00018-7](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(99)00018-7)

- Rüßmann, M., Lorenz, M., Gerbert, P., Waldner, M., Justus, J., Engel, P., & Harnisch, M. (2015). Industry 4.0: The Future of Productivity and Growth in Manufacturing Industries. *Boston Consult. Group*, 9, 54–89.
- Rüttimann, B. G., & Stöckli, M. T. (2016). Lean and Industry 4.0—Twins, Partners, or Contenders? A Due Clarification Regarding the Supposed Clash of Two Production Systems. *Journal of Service Science and Management*, 9(6), 485–500. <https://doi.org/10.4236/jssm.2016.96051>
- Sagi, D. S. (2015). “Ringi System” The Decision Making Process in Japanese Management Systems: An Overview. *International Journal of Management and Humanities*, 1(7), 10–11.
- Sanders, A., Elangeswaran, C., & Wulfsberg, J. P. (2016). Industry 4.0 implies lean manufacturing: Research activities in industry 4.0 function as enablers for lean manufacturing. *Journal of Industrial Engineering and Management (JIEM)*, 9(3), 811–833. <https://doi.org/10.3926/jiem.1940>
- Sanders, A., K. Subramanian, K. R., Redlich, T., & Wulfsberg, J. P. (2017). Industry 4.0 and Lean Management – Synergy or Contradiction? In H. Lödding, R. Riedel, K.-D. Thoben, G. von Cieminski, & D. Kiritsis (Eds.), *Advances in Production Management Systems. The Path to Intelligent, Collaborative and Sustainable Manufacturing* (pp. 341–349). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-66926-7_39
- Schraagen, J. M. (2018). Naturalistic decision making. In *The Routledge international handbook of thinking and reasoning* (pp. 487–501). Routledge/Taylor & Francis Group.

- Schuh, G., Potente, T., Varandani, R., Hausberg, C., & Fränken, B. (2014). Collaboration Moves Productivity to the Next Level. *Procedia CIRP*, 17, 3–8. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2014.02.037>
- Simon, H. A. (1960). *The new science of management decision* (Vol. 3, pp. xii, 50). Harper & Brothers. <https://doi.org/10.1037/13978-000>
- Skulmoski, G. J., Hartman, F. T., & Krahn, J. (2007). The Delphi Method for Graduate Research. *Journal of Information Technology Education: Research*, 6(1), 1–21. <https://doi.org/10.28945/199>
- Sony, M. (2018). Industry 4.0 and lean management: A proposed integration model and research propositions. *Production & Manufacturing Research*, 6(1), 416–432. <https://doi.org/10.1080/21693277.2018.1540949>
- Sors, C., Bermes, A., & Kern, J.-B. (2019). Expectations in the Development of Computer Technology in Primary Care: A Multidisciplinary Delphi Study Among 23 French Experts. *MEDINFO 2019: Health and Wellbeing e-Networks for All*, 1777–1778. <https://doi.org/10.3233/SHTI190643>
- Souza, M. L. H., da Costa, C. A., de Oliveira Ramos, G., & da Rosa Righi, R. (2020). A survey on decision-making based on system reliability in the context of Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Systems*, 56, 133–156. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.05.016>
- Stewart, T. A., & Raman, A. P. (2007, July 1). Lessons from Toyota's Long Drive. *Harvard Business Review*. <https://hbr.org/2007/07/lessons-from-toyotas-long-drive>
- Toyota Motor Corporation - TMC. (2001). *The Toyota Way, Internal company document*. Toyota Institute.
- Valamede, L. S., & Akkari, A. C. S. (2020). Lean 4.0: A New Holistic Approach for the Integration of Lean Manufacturing Tools and Digital Technologies. *International*

- Journal of Mathematical, Engineering and Management Sciences*, 5(5), 851–868.
<https://doi.org/10.33889/IJMEMS.2020.5.5.066>
- Velásquez, S., Giraldo, D. H., & Botero, L. E. (2020). Análisis de escenarios futuros como método prospectivo para la Mesa Sectorial de Diseño, Confección y Moda en Colombia. *Revista Espacios*, 41(29), 375–390.
- Ven, A. H. V. D., & Delbecq, A. L. (1974). The Effectiveness of Nominal, Delphi, and Interacting Group Decision Making Processes. *Academy of Management Journal*, 17(4), 605–621. <https://doi.org/10.5465/255641>
- Vinardi, C. (2019). *Les défis du Lean à l'ère de la mondialisation et de l'industrie 4.0*. (Issue 2019COMP2500) [Theses, Université de Technologie de Compiègne].
<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-03201462>
- Wagner, T., Herrmann, C., & Thiede, S. (2017). Industry 4.0 Impacts on Lean Production Systems. *Procedia CIRP*, 63, 125–131. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2017.02.041>
- Wankhede, V. A., & Vinodh, S. (2021a). State of the art review on Industry 4.0 in manufacturing with the focus on automotive sector. *International Journal of Lean Six Sigma*, ahead-of-print(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/IJLSS-05-2021-0101>
- Wankhede, V. A., & Vinodh, S. (2021b). Analysis of Industry 4.0 challenges using best worst method: A case study. *Computers & Industrial Engineering*, 159, 107487. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107487>
- Womack, J., Jones, D. T., & Roos, D. (1991). *The machine that changed the world: The story of lean production -- Toyota's secret weapon in the global car wars that is revolutionizing world industry*. Rawson Associates.
<https://www.semanticscholar.org/paper/The-machine-that-changed-the-world-%3A-the-story-of-Womack-Jones/4cac51c7ab0b49824feab0b5645b22eb22b378e5>

- Xu, X., Lu, Y., Vogel-Heuser, B., & Wang, L. (2021). Industry 4.0 and Industry 5.0—Inception, conception and perception. *Journal of Manufacturing Systems*, *61*, 530–535. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.10.006>
- Zhou, J., Li, P., Zhou, Y., Wang, B., Zang, J., & Meng, L. (2018). Toward New-Generation Intelligent Manufacturing. *Engineering*, *4*(1), 11–20. <https://doi.org/10.1016/j.eng.2018.01.002>
- Zhuang, C., Liu, J., & Xiong, H. (2018). Digital twin-based smart production management and control framework for the complex product assembly shop-floor. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *96*(1), 1149–1163. <https://doi.org/10.1007/s00170-018-1617-6>
- proposed integration model and research propositions. *Production & Manufacturing Research*, *6*(1), 416–432. <https://doi.org/10.1080/21693277.2018.1540949>
- Sors, C., Bermes, A., & Kern, J.-B. (2019). Expectations in the Development of Computer Technology in Primary Care: A Multidisciplinary Delphi Study Among 23 French Experts. *MEDINFO 2019: Health and Wellbeing e-Networks for All*, 1777–1778. <https://doi.org/10.3233/SHTI190643>
- Souza, M. L. H., da Costa, C. A., de Oliveira Ramos, G., & da Rosa Righi, R. (2020). A survey on decision-making based on system reliability in the context of Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Systems*, *56*, 133–156. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.05.016>
- Toyota Motor Corporation - TMC. (2001). *The Toyota Way, Internal company document*. Toyota Institute.
- Velásquez, S., Giraldo, D. H., & Botero, L. E. (2020). Análisis de escenarios futuros como método prospectivo para la Mesa Sectorial de Diseño, Confección y Moda en Colombia. *Revista Espacios*, *41*(29), 375–390.

- Ven, A. H. V. D., & Delbecq, A. L. (1974). The Effectiveness of Nominal, Delphi, and Interacting Group Decision Making Processes. *Academy of Management Journal*, 17(4), 605–621. <https://doi.org/10.5465/255641>
- Wagner, T., Herrmann, C., & Thiede, S. (2017). Industry 4.0 Impacts on Lean Production Systems. *Procedia CIRP*, 63, 125–131. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2017.02.041>
- Wankhede, V. A., & Vinodh, S. (2021a). State of the art review on Industry 4.0 in manufacturing with the focus on automotive sector. *International Journal of Lean Six Sigma*, ahead-of-print(ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/IJLSS-05-2021-0101>
- Wankhede, V. A., & Vinodh, S. (2021b). Analysis of Industry 4.0 challenges using best worst method: A case study. *Computers & Industrial Engineering*, 159, 107487. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107487>
- Womack, J., Jones, D. T., & Roos, D. (1991). *The machine that changed the world: The story of lean production -- Toyota's secret weapon in the global car wars that is revolutionizing world industry*. Rawson Associates. <https://www.semanticscholar.org/paper/The-machine-that-changed-the-world-%3A-the-story-of-Womack-Jones/4cac51c7ab0b49824feab0b5645b22eb22b378e5>
- Womack, J. P., & Jones, D. T. (1996). *Lean Thinking, 1st Ed.* Taylor & Francis.
- Zhou, J., Li, P., Zhou, Y., Wang, B., Za

Annexe 1 - Niveaux de capacité des technologies de l'Industrie 4.0 (Porter & Heppelmann, 2014)

Les technologies de l'Industrie 4.0 peuvent prendre en charge la production en déployant différentes fonctionnalités, en fonction des besoins du système de production. Selon le niveau de complexité des décisions à prendre, la quantité d'information à traiter ou l'autonomie des systèmes pour prendre des décisions sans intervention humaine, le niveau de capacité requis sera différent. Du point de vue des produits intelligents et connectés (Porter & Heppelmann, 2014) ont proposé quatre niveaux de capacité. Ces niveaux sont incrémentiels et sont basés sur chaque niveau précédent. Les niveaux de capacité sont les suivants : 1- Surveillance, 2- Contrôle, 3- Optimisation et 4- Autonomie.

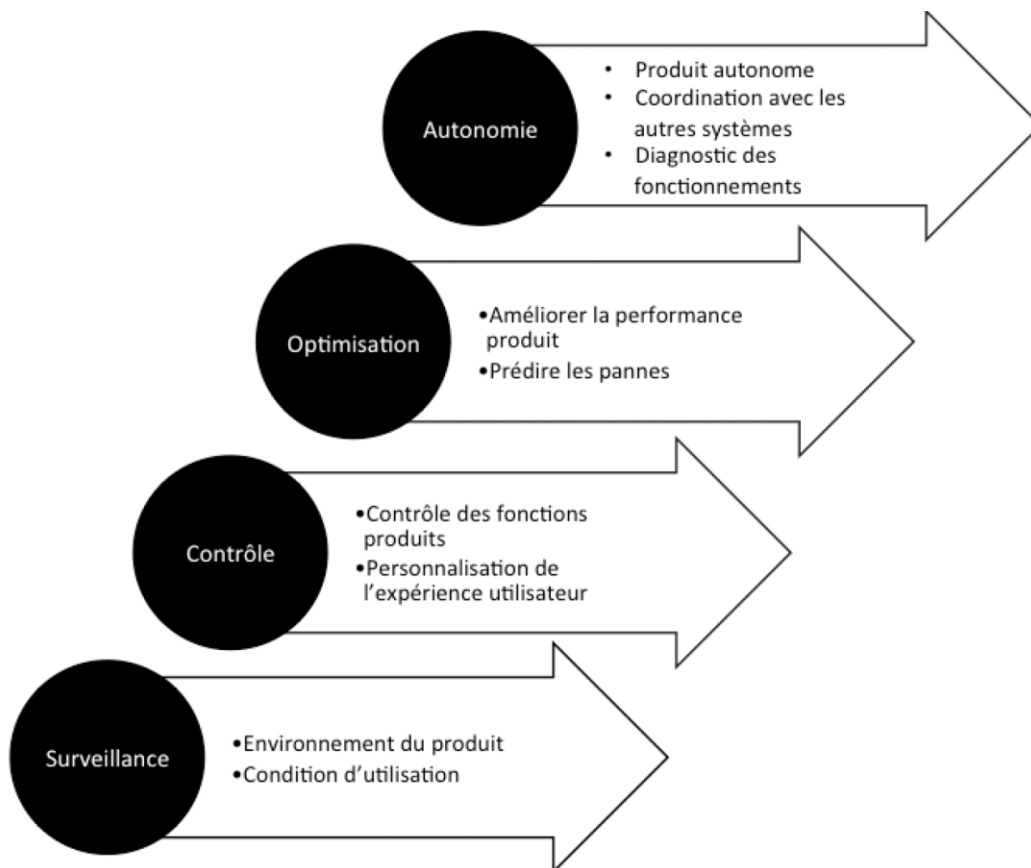


Figure 20 : Capacités managériales du pilotage de système issues de (source: Porter & Heppelmann, 2014)

Selon les mêmes auteurs, le niveau Monitoring permet de surveiller les indicateurs de conditions de fonctionnement, les paramètres de sécurité, les indicateurs de maintenance préventive et les indicateurs de production pour le benchmarking. Différents éléments de

production peuvent générer une alerte et des notifications en cas de changement de situation ou de détection d'un écart (Moeuf et al., 2017). Ce niveau permet de suivre l'état général et le fonctionnement, ainsi que la construction d'un historique (Beaudoin et al., 2016). Pour le niveau contrôle, basé sur l'historique des données, le comportement standard du système et les performances attendues, des algorithmes peuvent être utilisés pour détecter des situations anormales. Le contrôle comprend donc la surveillance en intégrant une boucle décisionnelle (Moeuf et al., 2017). Les algorithmes répondent ensuite à des changements spécifiques dans leur environnement en portant une action (Porter & Heppelmann, 2014).

Le niveau d'optimisation permet aux algorithmes d'analyser l'environnement ou les données historiques pour proposer des résultats, une utilisation des ressources et une efficacité améliorés (Porter & Heppelmann, 2014). En utilisant des tableaux de bord, la modélisation et la simulation de systèmes, l'utilisation des ressources et les performances industrielles peuvent être optimisées en temps réel. Le système agit ensuite comme un système d'aide à la décision en examinant une action suggérée ou un ensemble de solutions de rechange où l'opérateur ou un gestionnaire peut choisir l'action à entreprendre.

Enfin, des boucles de surveillance, de contrôle et de prise de décision du système, des optimisations en temps réel peuvent être combinées pour rendre le système autonome (Porter & Heppelmann, 2014), ce qui correspond au niveau d'autonomie. Les systèmes sont alors en mesure de prendre des décisions en temps réel, tout en tenant compte de leur environnement (Beaudoin et al., 2016). Le système est également capable d'« apprendre » des résultats de décisions passées, ou de réagir de manière optimale à un changement de besoin (Moeuf et al., 2017). Cela peut également inclure la coordination et la communication avec d'autres systèmes et produits pour améliorer les résultats (Porter & Heppelmann, 2014).

Annexe 2 – Synthèse de la littérature sur Lean et Industrie 4.0

Les articles recensés qui portent à la fois sur l'Industrie 4.0 et le Lean sont restés peu nombreux jusqu'en 2017, mais connaissent une croissance constante depuis (cf. Figure 21 à titre d'exemple)

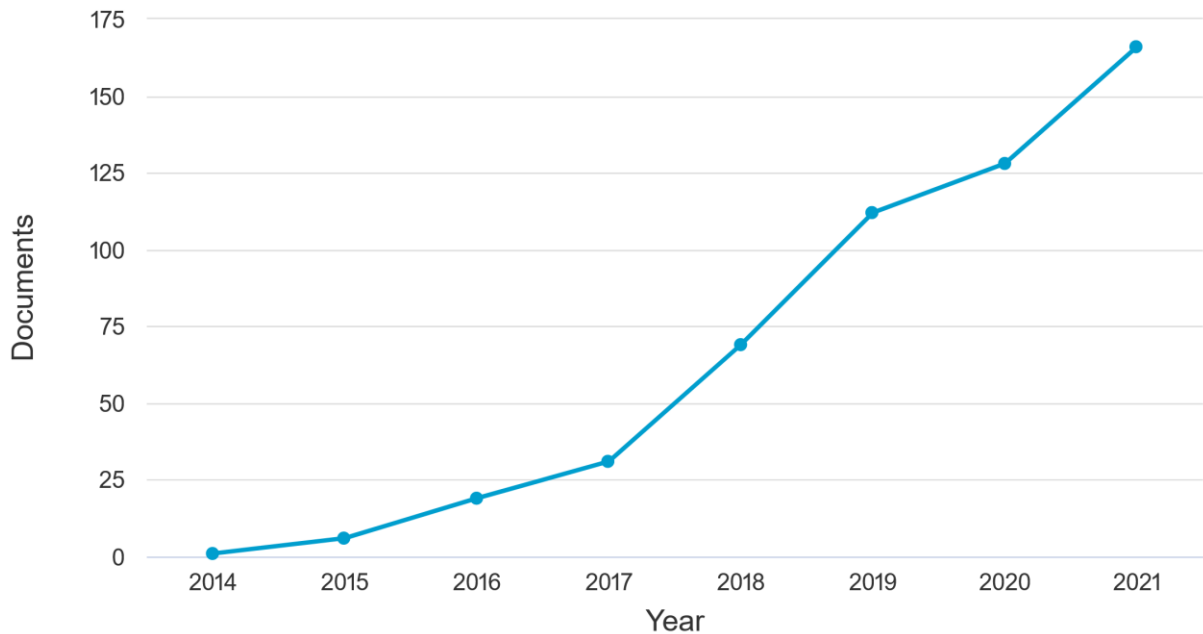


Figure 21 : Répartition du nombre d'articles portant sur Lean et Industry 4.0 recensés dans la base de données Scopus⁵

La littérature actuelle présente plusieurs bases de comparaisons entre l'Industrie 4.0 et l'approche Lean. De ces bases, quatre visions résument les liens proposés dans la littérature (Buer et al., 2018; Dombrowski et al., 2017) :

- 1- Le Lean est une base nécessaire à l'Industrie 4.0 ;
- 2- L'Industrie 4.0 améliore l'efficacité du Lean ;
- 3- L'Industrie 4.0 et le Lean se complètent (synergie) ;

⁵ Résultat obtenu à partir de la recherche suivante : TITLE-ABS-KEY ("Industry 4.0" AND "Lean") AND (LIMIT-TO (SUBJAREA , "ENGI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "COMP") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "BUSI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "DECI")) AND (EXCLUDE (PUBYEAR , 2022))

4- Les principes Lean changent avec l'Industrie 4.0.

Cependant, la littérature actuelle présente principalement deux visions qui résument les liens entre le Lean management et l'Industrie 4.0, soit que le Lean est une base nécessaire pour l'Industrie 4.0 (par exemple Kolberg & Zühlke, 2015 ; Mayr et al., 2018 ; Prinz et al., 2018) ou que l'Industrie 4.0 améliore l'efficacité du Lean (par exemple Anthony, 2017 ; Buer et al., 2018 ; Dombrowski et al., 2017 ; Eleftheriadis & Myklebust, 2016 ; Khanchanapong et al., 2014 ; Leyh et al., 2017 ; Mayr et al., 2018 ; Netland, 2015 ; Sanders et al., 2016 ; Wagner et al., 2017).

Mayr et al. (2018) soutiennent que les processus normalisés, l'élimination des déchets et l'accent constant mis sur la valeur client sont fondamentaux pour l'introduction de l'Industrie 4.0. Selon les mêmes auteurs, la réduction de la complexité des produits et des processus grâce à l'approche Lean permet une utilisation économique et efficace des technologies de l'Industrie 4.0. Prinz et al. (2018) soutiennent qu'une organisation mettant en œuvre l'Industrie 4.0 sans processus normalisés et à flux continu ne sera pas productive. Selon ce dernier, une mise en œuvre de l'Industrie 4.0 ne peut réussir que si l'organisation de production a déjà été optimisée par Lean et que les principes Lean sont établis, non seulement par l'organisation, mais avec la pleine implication des employés. En outre, selon Kolberg & Zühlke (2015), la mise en œuvre d'outils Industrie 4.0 dans un système de production Lean pourrait réduire le risque d'échec dû à l'expérience du changement organisationnel. Le déploiement de l'approche Lean elle-même nécessite un grand nombre de changements dans les pratiques des employés, ce qui pourrait mieux les préparer à de futurs changements majeurs, tels que la mise en œuvre des technologies de l'Industrie 4.0.

D'autres auteurs ont étudié comment des technologies spécifiques associées à l'Industrie 4.0 peuvent améliorer l'efficacité de certains principes et outils Lean ou faciliter leur fonctionnement. Entre autres, Sanders et al. (2016) présentent les solutions technologiques proposées par l'Industrie 4.0 pour 10 dimensions de l'approche Lean qui présentent des défis de mise en œuvre. Par exemple, le principe just-in-time peut bénéficier de l'identification électronique des produits pour suivre l'emplacement des produits en temps réel. En outre, le principe de réduction des temps de changement peut être amélioré par une communication instantanée entre un produit et la machine.

Dimensions of Lean Manufacturing	Challenges for lean implementation from integration perspective	Solutions provided by Industry 4.0
Supplier feedback	Limited expertise and resources	Collaborative manufacturing
	Difference in business models, operation and data maintenance practices	Better communication mechanisms Synchronisation of data
JIT delivery by suppliers	Incomplete goods' shipping status	Item tagging
	Mismatch in quantity of transported goods	Wireless tracking of goods
	Unexpected delays during transportation	Smart reallocation of order
Supplier development	Inadequate resources and expertise	Standardised interfaces
	Equipment compatibility between organisations	Virtual organisations - synergetic cooperation
Customer involvement	Little flexibility for product alteration	Elongated freeze period
	Relationship between needs and functions	Large volume QFD
	Acquiring exact customer needs	Usage analysis
Pull production	Improper track of supplied material quantity	Material replenishment monitoring
	Changes in production schedule	Schedule tracking and kanban updating
Continuous flow	Errors in inventory counting	Real-time inventory tracking
	Capacity shortages	Subcontracting
	Centralised control systems	Decentralised decision making
Setup time reduction	Human experience-based process adaptation	Self-optimisation & machine learning
		Workpiece-machine communication
Total productive/preventive maintenance	No control of machine breakdown	Machine-worker communication
	Unknown problem solving time	Self-maintenance assessment
		Predictive maintenance control system
Statistical process control	Ignorance of operators	Workpiece-machine communication
	Inability to track process variations	Improved man-machine interface
		Process tracking, integration & management
Employee involvement	Improper feedback mechanisms	Smart feedback devices
	Performance evaluation practices	Worker support systems
	Monotony in work	Improved man-machine interface

Figure 22 : Résumé des dimensions et défis en matière de Lean et des solutions fournis par Industrie 4.0 (source : Sanders et al., 2016)

De la même manière, Mayr et al. (2018) ont étudié comment 13 outils de l'Industrie 4.0 peuvent améliorer le déploiement et l'utilisation de 10 principes ou outils Lean. Entre autres choses, l'acquisition de données en temps réel améliore la transparence des processus et les informations sur la qualité des produits. Cela soutient la prise de décision des employés en fondant les activités d'amélioration (telles que Kaizen) sur des informations complètes et à jour. De plus, la gestion des performances visuelles est facilitée en permettant une mise à jour plus rapide des données accessibles. Wagner et al. (2017) ont effectué un travail similaire en étudiant l'impact de 8 technologies de l'Industrie 4.0 sur 11 principes Lean. Chaque lien proposé spécifie le degré d'impact, c'est-à-dire un impact faible, un impact moyen ou un impact élevé. Pour leur part, Dombrowski et al. (2017) ont utilisé une base de données du gouvernement allemand (www.plattform-i40.de) pour mettre en évidence les cas de 260 entreprises

allemandes qui ont commencé à mettre en œuvre l'Industrie 4.0. À partir de ces cas, les auteurs ont identifié toutes les situations dans lesquelles une technologie ou un principe de l'Industrie 4.0 soutenait l'un des 8 principes Lean présentés, en précisant dans combien d'entreprises ce support a été validé. Selon les mêmes auteurs, les outils de l'Industrie 4.0 les plus couramment utilisés sont, dans l'ordre, le cloud, le Big Data et l'Internet des objets (plus précisément les capteurs et l'identification par radiofréquence-RFID). Sanders et al. (2017) ont proposé une matrice d'interdépendance de 14 outils Lean vers six principes de conception de systèmes de fabrication 4.0. Ces principes sont la capacité en temps réel, la décentralisation, la modularité, l'interopérabilité, l'orientation service et la virtualisation. Sur une échelle de 10 à moins 10 (support complet avec obstacles complets), chaque lien est évalué. La capacité en temps réel est le principe qui prend en charge la plupart des outils Lean, tandis que la décentralisation et la modularité seraient des obstacles au takt time. Sony (2018) présente un couplage des deux approches sous la forme de 15 propositions liées à l'intégration des systèmes d'information. Elle distingue ses propositions en trois types d'intégration : l'intégration verticale (en interne, entre divisions ou départements), l'intégration horizontale (avec d'autres entreprises en externe) et l'ingénierie de bout en bout. Principalement, il souligne la possibilité que les systèmes cyberphysiques et l'Internet des objets puissent être pertinents pour améliorer la valeur pour le client.

Annexe 3 – Synthèse sur Industrie 4.0 et processus de prise de décision

1) Processus de prise de décision au sein de l’usine intelligente.

Le CEFRIO (Beaudoin et al., 2016) avance que l’Industrie 4.0 regroupe un ensemble d’initiative favorisant l’amélioration des processus, des produits et des services grâce à des décisions décentralisées basées sur l’acquisition de données en temps réel. Selon le National Institute of Standards and Technology (NIST) (Lu et al., 2016), cette industrie intelligente (smart manufacturing) soulève des questions clés notamment sur la réorganisation du travail dans l’entreprise physique et virtuelle, les modes de régulation entre les différentes parties prenantes et l’évolution des processus de décision. Même si aucune définition de l’Industrie 4.0 ne fait l’unanimité au sein de communauté de recherche, il apparaît cependant que l’amélioration du processus de décision constitue un centre d’intérêt récurrent et un objectif prioritaire dans le déploiement des nouvelles technologies.

Soulignant la difficulté pour les entreprises manufacturières d’établir une stratégie de déploiement des technologies de l’Industrie 4.0, Osterrieder et al. (2020) ont proposé un modèle d’usine intelligente structuré autour de huit perspectives thématiques distinctes.

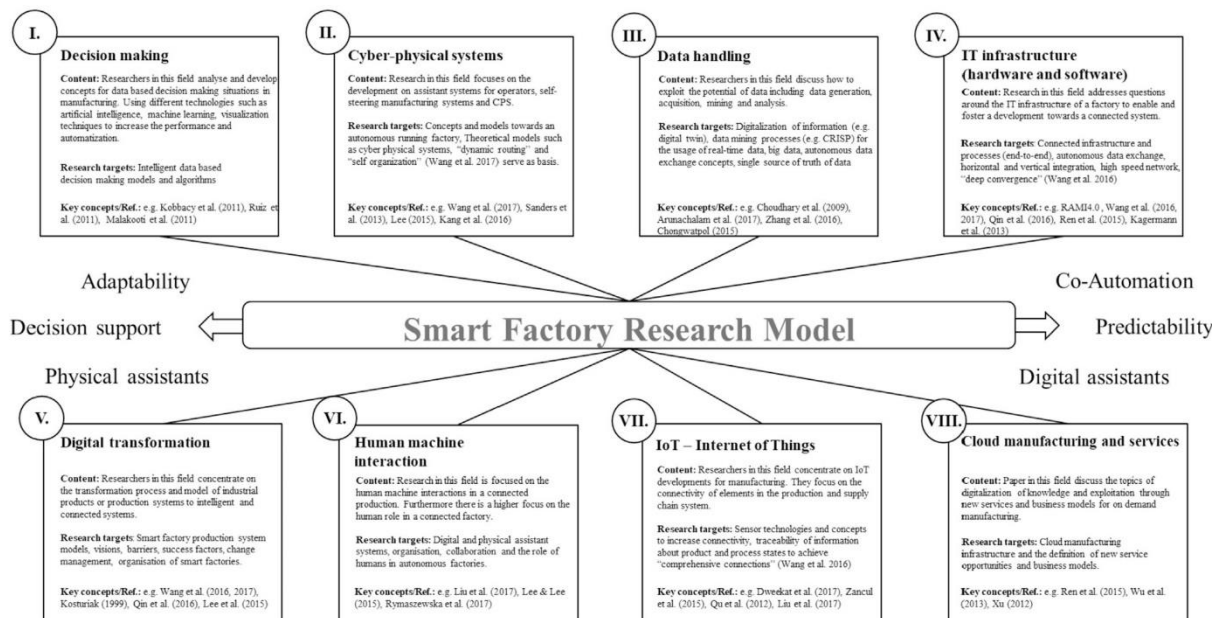


Figure 23 : Modèle de recherche sur l’usine intelligente proposé par Osterrieder et al. (2020) (source : Osterrieder et al. (2020))

Parmi ces huit perspectives, une concernant le processus de décisions est présentée. Ils précisent également que les défis associés à la prise de décision sont communs à plusieurs de ces catégories. Les auteurs évoquent la nécessité de poursuivre les recherches sur le processus de prise de décision afin d'en analyser les évolutions et permettre de développer de nouvelles preuves de la démonstration de l'utilité des prises de décision appuyées par des données dans le secteur manufacturier, et renforcé par l'ensemble des technologies 4.0.

L'Industrie 4.0 fait émerger des prises de décision en temps réel, de manière décentralisée, mais coordonnée à l'échelle du système global et faisant collaborer hommes et machines. Au niveau opérationnel, ces évolutions favorisent la flexibilité et la temporalité des prises de décisions par l'accroissement de leur réactivité et de leur autonomie (Danjou et al., 2017). Romero et al., (2016) proposent une typologie des opérateurs 4.0 et distinguent plusieurs types d'opérateurs aidés par les technologies 4.0 dont le renforcement induit une évolution de la prise de responsabilité de ceux-ci dans les activités opérationnelles et les prises de décisions opérationnelles.



Figure 24 : Typologie d'opérateur 4.0 (source : Romero et al., 2016)

Ces travaux insistent sur la nécessité de se concentrer sur les dimensions humaines et sociales de la technologie. Ils explorent notamment le rôle de l'opérateur social 4,0 dans les environnements d'usines intelligentes, où les humains, les machines et les systèmes logiciels coopéreront (se socialiseront) en temps réel pour soutenir les opérations de production. Romero et al. (2017) proposent une architecture d'usine sociale basée sur un système multiagent

adaptatif, collaboratif et intelligent permettant de contrôler l'environnement et les comportements et de fournir de manière proactive les informations nécessaires à une bonne prise de décision.

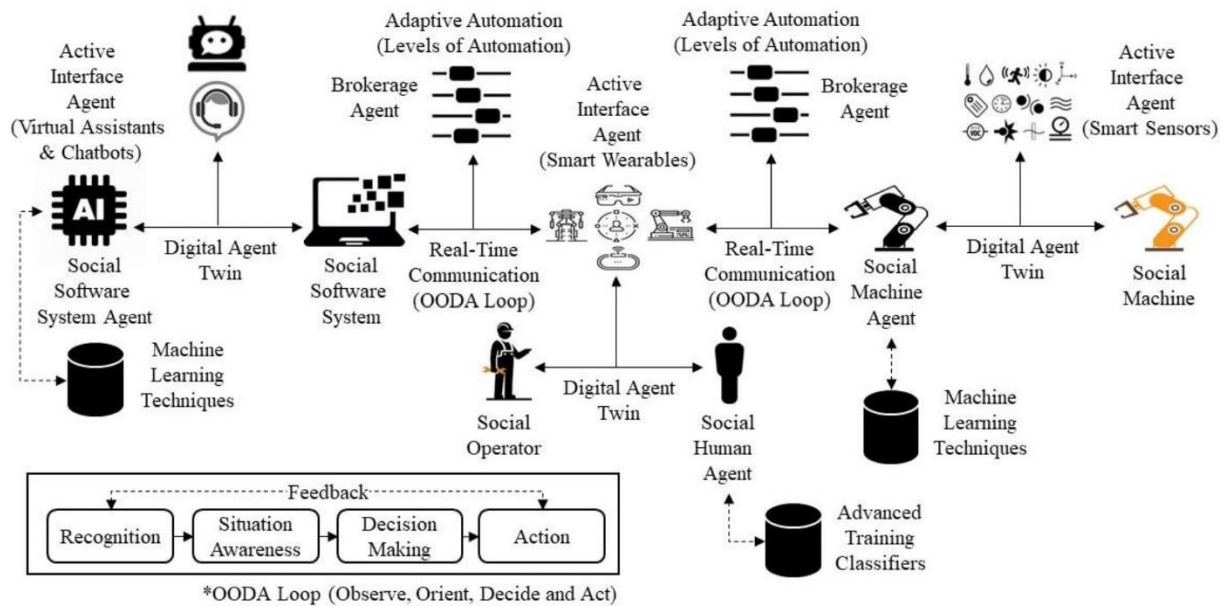


Figure 25 : Architecture d'usine sociale (Social factory) de haut niveau basée sur un système multiagents adaptatif, collaboratif et intelligent (source : Romero et al., 2017)

Cependant ces travaux n'expliquent pas la contribution des différentes technologies 4.0 au renforcement des prises de décisions confiées aux opérateurs.

2) Processus de prise de décision humaine.

Le processus de prise de décision humaine a été étudié dans de nombreux domaines, notamment en psychologie et en sciences de gestion. Ce processus a été décrit et analysé au travers de nombreuses recherches dans divers contextes opérationnels (G. A. Klein et al., 1993), stratégiques (Mintzberg et al., 1976) ou de crise (Cannon-Bowers & Salas, 2009). Les stratégies intuitives et analytiques adossées à ces processus de prise de décision ont également été étudiées dans le cadre d'expériences en laboratoire ou d'observations sur le terrain pour mettre en lumière les jugements et les phases de la prise de décision dans des conditions complexes (Gigerenzer & Gaissmaier, 2011 ; Hammond et al., 1987 ; Kahneman & Klein, 2009). Simon (1960) a été l'un des premiers à proposer un modèle de prise de décision, qui est la caractérisation la plus concise, mais aussi la plus complète, d'une approche rationnelle de la prise de décision. Ce modèle décrit la prise de décision suivant trois phases : Investigation,

Conception et Sélection. En utilisant les idées du modèle de Simon et en analysant 25 décisions de différentes entreprises, Mintzberg et al. (1976) ont proposé un modèle pour la prise de décision stratégique dans les entreprises. Il définit un processus de décision comme un ensemble d'actions et de facteurs dynamiques qui commence par l'identification d'un stimulus à l'action et se termine par un engagement spécifique à l'action. Les trois phases proposées par Simon sont décrites en termes de sept étapes centrales appelées « routines », soutenues par trois ensembles de routines, le contrôle des décisions, la communication et la politique. Ce modèle est non séquentiel et offre la possibilité de contourner certaines étapes et d'interrompre le processus ou de fournir une rétroaction.

La perspective dite « naturaliste » de la décision ou « Naturalistic Decision Making » (NDM) (G. Klein, 2008 ; G. A. Klein et al., 1993) est née de cet intérêt pour la description du processus réel de prise de décision. L'ensemble des résultats des études menées sur le NDM a émergé dans les années 1980. Les auteurs ont concentré leur étude sur les biais et les limites de la prise de décision humaine, notamment dans les situations de contrainte temporelle (Power et al., 2019) ou de crise (G. Klein, 2008 ; Okoli & Watt, 2018). Les résultats démontrent le besoin de passer de modèles « normatifs » décrivant comment des décisions rationnelles devraient être prises à des modèles décrivant les décisions réellement prises (Schraagen, 2018). Certains travaux ont mis en exergue les particularités de la prise de décision dans des contextes naturalistes (Orasanu & Connolly, 1993) ainsi que la nature irréaliste d'hypothèses qui sous-tendent la « théorie du choix rationnel » souvent utilisée dans l'explication des prises de décision (G. Klein, 2008). Dans un contexte opérationnel, les individus sont régulièrement soumis à des contraintes qui réduisent leur temps d'analyse des informations ou ne leur permettent pas d'effectuer des évaluations complexes. Ce constat produit une identification limitée de tous les choix disponibles et donc un défaut d'évaluation des différentes options et leurs impacts potentiels.

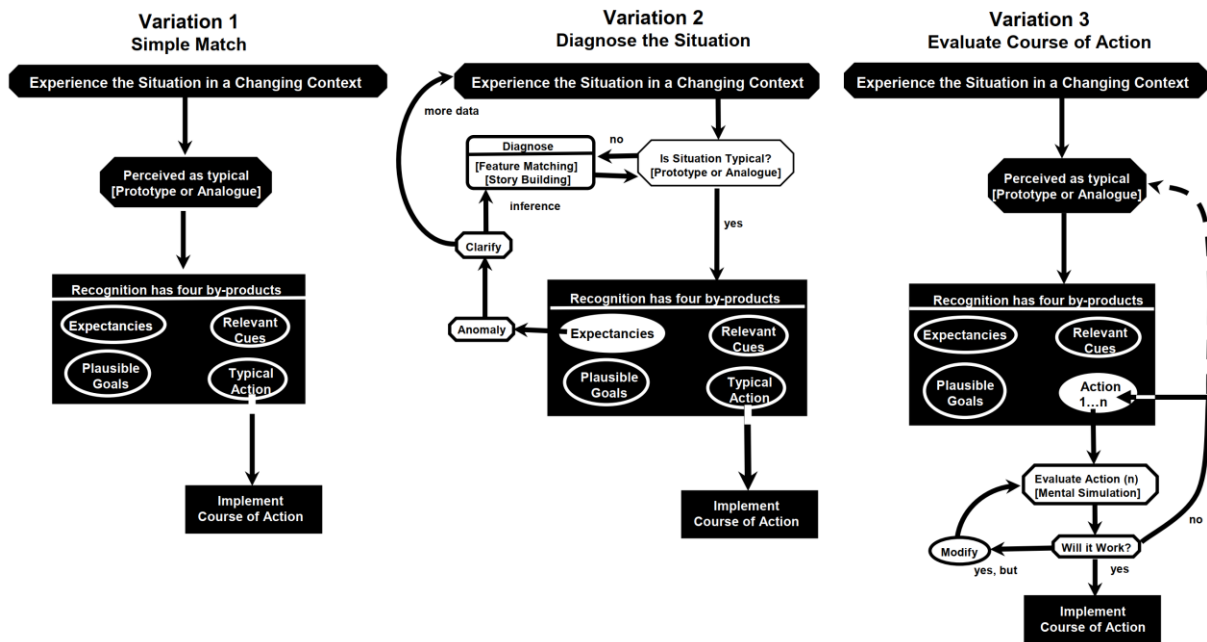


Figure 26 : Trois variantes du modèle Recognition-Primed Decision (RPD) (source : G. A. Klein, 2017)

Si ces travaux étudient le processus de prise de décision de manière pragmatique, car ancrés dans le réel, ils restent uniquement centrés sur des décisions humaines. Celles-ci sont prises sans aucun support technologique en mettant un œuvre un processus de décisions tronqué et imparfait en raison de contraintes extérieures et de limites inhérentes à l'homme.

3) Modèles de prise de décision

D'autres études décrivent des modèles de prise de décision où les activités du processus de décision sont réalisées par des humains ou par l'automatisation, mais ne conduisent pas nécessairement à une décision optimale (Naikar, 2010 ; Rasmussen & Goodstein, 1987). Cependant, ces travaux ne relient pas ou ne reconnaissent pas les différentes technologies qui peuvent être employées à des fins d'aide ou de renforcement du processus.

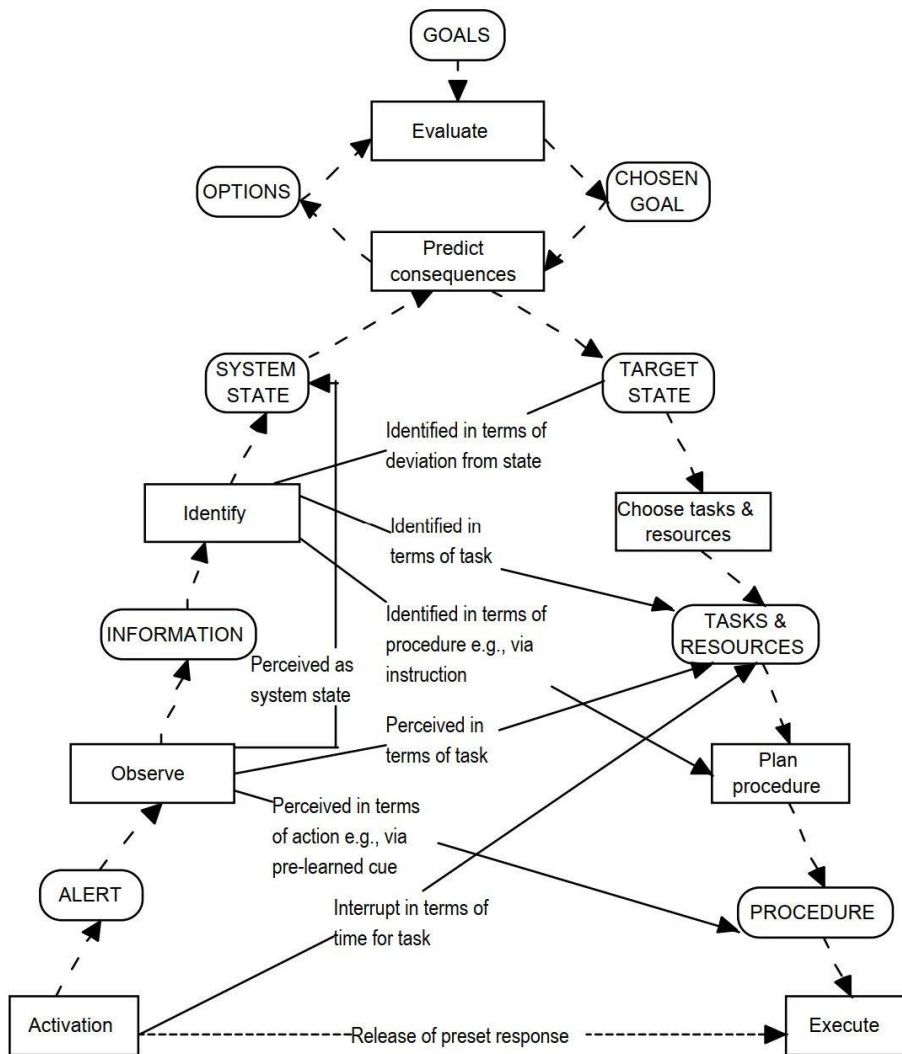


Figure 27 : Le modèle de l'échelle de décision. (source : Naikar (2010), adapté de Rasmussen & Goodstein (1987))

En revanche, d'autres auteurs ont proposé des modèles de prise de décision idéaliste, notamment dans les travaux liés au développement de l'intelligence artificielle et des agents intelligents, dont les modèles BDI (Beliefs-Desire-Intention) (Kinny et al., 1996 ; Rao & Georgeff, 1995). Ces modèles idéalistes, inspirés des modèles de prise de décision humaine, sont mobilisés pour concevoir des systèmes artificiels de prise de décision. Ces modèles reposent sur l'utilisation de technologies ciblées, notamment les techniques de simulation, l'analyse de données massives et l'intelligence artificielle.

La norme DMN (Decision Model and Notation) a été développée par l'Object Management Group (OMG) (2021). Elle vise à établir un pont entre les modèles de processus métier et les modèles de logique décisionnelle en introduisant un diagramme d'exigences de décision qui

définit les décisions à prendre dans les processus métier, leurs interrelations et leurs exigences en matière de logique décisionnelle. Les modèles associés peuvent être utilisés pour modéliser la prise de décision humaine, les exigences en matière de prise de décision automatisée, ou mettre en œuvre la prise de décision automatisée. Les décisions de groupe sont toujours meilleures que les décisions individuelles (Chakraborty et al., 2013). En cela les modèles DMN peuvent décrire les décisions organisationnelles collaboratives, leur gouvernance et les connaissances métier requises. Cette norme est plutôt dédiée aux décisions opérationnelles prises dans le cadre des processus opérationnels quotidiens, plutôt qu'aux décisions stratégiques pour lesquelles il existe moins de règles et de représentations. Certains auteurs (Hasić et al., 2020) soulignent que le DMN n'a été étudié et mis en œuvre que de manière statique, malgré la nature dynamique des systèmes modernes à forte intensité de connaissances. Les modèles de changement de schéma de décision n'ont pas reçu d'attention jusqu'à présent. Par conséquent, ce type de modèle ne s'accommode pas d'un environnement changeant et incertain pour lequel les règles de décision, les données d'entrée et les connaissances métier ne peuvent pas être préétablies à l'avance. Ces modèles ne s'appliquent donc pas à tout type de décision et sont toujours inadaptés aux décisions opérationnelles conduisant à des solutions spécifiques en réponse des situations inconnues ou mal maîtrisées. Par ailleurs, certains articles tentent de faire le lien avec la recherche sur les systèmes d'aide à la décision (DSS) ou montrent comment certaines technologies peuvent faciliter la mise en œuvre de cette norme. Néanmoins, aucun d'entre eux n'englobe les possibilités offertes par l'ensemble des technologies de l'Industrie 4.0.



Université du Québec
à Trois-Rivières



POLYTECHNIQUE
MONTRÉAL
UNIVERSITÉ
D'INGÉNIÉRIE

Frédéric ROSIN

Vers le Lean 4.0 :

Renforcement du processus décisionnel par les technologies de l'Industrie 4.0



Résumé : L'Industrie 4.0 est de plus en plus présentée comme un incontournable pour améliorer la productivité et assurer la croissance économique des entreprises manufacturières. D'un autre côté, de nombreuses entreprises ont déjà implanté partiellement ou complètement les principes et outils issus de l'approche Lean. L'intégration de ces deux courants très différents par essence, semble offrir des opportunités importantes pour améliorer les processus opérationnels et décisionnels. Cependant, de nombreux industriels ont des difficultés à déterminer le potentiel de renforcement du processus décisionnel par le biais de ces nouvelles technologies et les répercussions possibles sur l'autonomie des équipes et des systèmes opérationnels. Afin de répondre à ces enjeux, l'objectif du travail de recherche mené dans le cadre de cette thèse vise à répondre aux questions suivantes : comment les technologies de l'Industrie 4.0 peuvent renforcer un processus de prise de décision et comment elles peuvent affecter l'autonomie des ressources impliquées ?

Une revue de littérature a permis tout d'abord de mettre en évidence les liens entre les principales technologies de l'Industrie 4.0 et les principes du Lean, avec un accent particulier sur la façon dont certaines technologies de l'Industrie 4.0 améliorent la mise en œuvre des principes Lean, en fonction des niveaux de capacité des technologies. Un modèle de sept types d'autonomie basé la contribution des technologies de l'Industrie 4.0 au renforcement des différentes étapes des processus décisionnels a été proposée. Le modèle contribue à la littérature actuelle sur l'Industrie 4.0 en démontrant clairement comment les technologies 4.0 peuvent améliorer les processus de prise de décision et comment elles affectent l'autonomie des ressources impliquées à un niveau opérationnel. Enfin une étude Delphi Régulier a été menée auprès d'un panel représentatif de 24 experts. Celle-ci a notamment permis d'identifier et de caractériser le potentiel d'amélioration du processus global de prise de décision avec les principaux groupes de technologies de l'Industrie 4.0.

Cette étude fournit ainsi une caractérisation originale des impacts des technologies de l'Industrie 4.0 sur les principes Lean en fonction des niveaux de capacité visés. D'un point de vue pratique, le modèle proposé peut aider les industriels à établir une feuille de route structurée et cohérente pour le déploiement des technologies de l'Industrie 4.0. Les décideurs peuvent s'appuyer sur ce modèle pour cibler le type d'autonomie qu'ils souhaitent voir confier aux équipes opérationnelles afin d'améliorer la réactivité du système de production face aux problèmes et opportunités rencontrés sur le terrain. Cette étude offre également une première vision et des perspectives, des attentes et des risques associés à la mise en œuvre de nouveaux modes de prise de décision et de cyberautonomie soutenus par les technologies de l'Industrie 4.0.

Mots-clés : Industrie 4.0 ; Lean; prise de décision ; cyber-physical production systems (CPPS); human-cyber-physical systems (HCPS); autonomie

Abstract: Industry 4.0 practices are increasingly adopted as a necessity to improve productivity and ensure economic growth for manufacturing companies. However, many companies have already partially or completely implemented Lean manufacturing principles and tools. Integrating these two inherently different approaches appears to offer significant opportunities to improve operational and decision-making processes. However, many manufacturers struggle to determine the potential for enhanced decision-making through these new technologies and the potential impact on team autonomy and operational systems. To address these issues, the objective of the research work conducted in this thesis aims to answer the following questions: how can Industry 4.0 technologies enhance a decision-making process, and how can they affect the autonomy of the resources involved?

A literature review first highlighted the links between key Industry 4.0 technologies and Lean principles, with a particular focus on how certain Industry 4.0 technologies enhance the implementation of Lean principles, depending on the technologies' capability level. A model of seven types of autonomy based on the contribution of Industry 4.0 technologies to enhance the different steps of decision-making processes was proposed. The model contributes to the current literature on Industry 4.0 by clearly demonstrating how 4.0 technologies can enhance decision-making processes and how they affect the autonomy of the resources involved at an operational level. Finally, a Delphi Régnier study was conducted with a representative panel of 24 experts. This study allowed us to identify and characterize the potential for enhancing the overall decision-making process with the main Industry 4.0 groups of technologies.

This study thus provides an original characterization of the impacts of Industry 4.0 technologies on Lean principles according to the targeted capability levels. From a practical point of view, the proposed model can help industrials establish a structured and coherent roadmap for the deployment of Industry 4.0 technologies. Decision-makers can use this model to target the type of autonomy they wish to see entrusted to operational teams to improve the production system's responsiveness to problems and opportunities encountered in the field. This study also provides a first vision of the manager's perspectives, expectations, and risks associated with implementing new modes of decision-making and cyber-autonomy supported by Industry 4.0 technologies.

Key words: Industry 4.0; Lean; decision-making; cyber-physical production systems (CPPS); human-cyber-physical systems (HCPS); autonomy