



HAL
open science

Conception et développement d'une architecture de pilotage distribué pour améliorer la résilience opérationnelle dans les systèmes cyber-physiques de production

Ali Attajer

► **To cite this version:**

Ali Attajer. Conception et développement d'une architecture de pilotage distribué pour améliorer la résilience opérationnelle dans les systèmes cyber-physiques de production. Automatique. Université Polytechnique Hauts-de-France; Université Hassan Ier (Settat, Maroc), 2023. Français. NNT : 2023UPHF0010 . tel-04212656

HAL Id: tel-04212656

<https://theses.hal.science/tel-04212656v1>

Submitted on 20 Sep 2023

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

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



Thèse de doctorat en cotutelle
Pour obtenir le grade de Docteur de
L'UNIVERSITÉ POLYTECHNIQUE HAUTS-DE-FRANCE
et de l'INSA HAUTS-DE-FRANCE
et de l'UNIVERSITE HASSAN PREMIER

Discipline, spécialité :

Automatique, Productique

Génie Industriel et Logistique

Présentée et soutenue par Ali ATTAJER.

Le 30/01/2023, à Settat, Maroc

École doctorale :

École Doctorale Polytechnique Hauts-de-France (ED PHF n°635)

Centre d'Études Doctorales en Sciences et Techniques & Sciences Médicales

Unité de recherche :

Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique Industrielles et Humaines (LAMIH – UMR CNRS 8201)

Laboratoire : Ingénierie, Management Industriel et Innovation (IMII)

Conception et développement d'une architecture de pilotage distribué pour améliorer la résilience opérationnelle dans les systèmes cyber-physiques de production

JURY

Président du jury

- Benhra, Jamal. Professeur, École nationale supérieure d'électricité et de mécanique Casablanca

Rapporteurs

- Derigent, William. Professeur, Université de Lorraine.
- Lebbar, Maria. Professeure, Ecole Nationale Supérieure des Mines de Rabat.
- Dachry, Wafaa. Professeure, Faculté des sciences et techniques Settat

Examineurs

- Nouri, Maroua. MCF, Université de Nantes

Co-directeur de thèse

- Sallez, Yves. Professeur, Université Polytechnique Hauts-de-France.
- Riane, Fouad. Professeur, Ecole Centrale Casablanca.

Co-encadrant

- Darmoul, Saber. MCF, Ecole Centrale Casablanca.
- Chaabane, Sondes. MCF, Université Polytechnique Hauts-de-France.

Table des Matières

Introduction générale	1
Chapitre 1. Contexte et problématique : Les systèmes cyber-physiques de production et la résilience opérationnelle	5
1.1. Systèmes cyber-physiques de production.....	6
1.1.1. Systèmes cyber-physiques.....	6
1.1.2. Systèmes cyber-physiques de production.....	7
1.2. Perturbations dans les systèmes cyber-physiques de production.....	8
1.2.1. Définitions.....	9
1.2.2. Gestion des perturbations	10
1.3. Résilience et résilience opérationnelle	11
1.3.1. Résilience dans les systèmes cyber-physiques de production	12
1.3.2. Résilience opérationnelle dans les systèmes cyber-physiques de production.....	13
1.4. Positionnement et conclusion.....	15
Chapitre 2. Analyse de la littérature : Pilotage des systèmes cyber-physiques de production et principes immunitaires	17
2.1. Pilotage distribué des systèmes de production	18
2.1.1. Architectures de pilotage hiérarchiques	19
2.1.2. Architectures de pilotage hétérarchiques.....	19
2.1.3. Architectures de pilotage semi-hétérarchiques.....	20
2.1.4. Exemples des architectures distribuées dans le pilotage.....	21
2.1.5. Pilotage par les produits	25
2.2. Prise de décision distribuée pour gérer les perturbations	26
2.2.1. Mécanismes décisionnels pro-actifs et réactifs.....	26
2.2.2. Prise de décision par des produits intelligents.....	28
2.2.3. AHP dans le pilotage par les produits (PDC).....	29

2.3.	Systèmes immunitaires biologiques et artificiels	30
2.3.1.	Détection et identification des éléments nuisibles	31
2.3.2.	Propagation du danger	32
2.3.3.	Identification et reconnaissance	33
2.3.4.	Coordination et réaction	34
2.3.5.	Évaluation et mémorisation	35
2.3.6.	Systèmes immunitaires artificiels et applications	36
2.3.7.	Apports du système immunitaire	39
2.4.	Conclusions	39

Chapitre 3. Contribution conceptuelle : Architecture ARTIMOS (ARTificial Immune MONitoring System)..... 41

3.1.	Introduction	42
3.2.	Analogie entre l'immunité biologique et le pilotage des systèmes cyber-physiques de production.....	42
3.2.1.	Analogies structurelles	42
3.2.2.	Analogies fonctionnelles	44
3.3.	Langage de modélisation de l'architecture d'entreprise ArchiMate	48
3.4.	Modélisation de l'architecture ARTIMOS	49
3.4.1.	Couche de motivation d'ArchiMate	49
3.4.1.	Couche d'application d'ArchiMate	51
3.4.3.	Blocs réalisés dans le cadre de la thèse	54
3.5.	Spécifications de l'architecture distribuée par rapport au paradigme multi agents	56
3.6.	Intelligence du produit par la prise de décision basée sur les connaissances	59
3.7.	Représentation des cas de perturbation	62
3.8.	Conclusion.....	63

Chapitre 4. Contribution méthodologique : Méthode de hiérarchie multicritère augmentée par des règles expertes 66

4.1.	Introduction	67
------	--------------------	----

4.2.	Cadre général de mécanisme décisionnel proposé	68
4.3.	Hypothèses de modélisation et notations.....	70
4.3.1.	Ressources et services associés	70
4.3.2.	Réseau de routage	71
4.3.3.	Produits et processus de pilotage associé	71
4.3.4.	Notations.....	71
4.4.	Mécanisme AHP classique et limitation pour le PDC.....	73
4.4.1.	ETAPE 00 - Caractéristiques du produit et du système de production.....	74
4.4.2.	ETAPE 10 - Responsabilités du produit.....	74
4.4.3.	ETAPE 20 - Critères d'évaluation	74
4.4.4.	ETAPE 30 - Préférences par rapport aux critères.....	74
4.4.5.	ETAPE 40 - Préférences par rapport aux décisions.....	75
4.4.6.	ETAPE 50 - Classement et sélection des décisions.....	76
4.5.	Adaptation dynamique des préférences sur la base des règles expertes	77
4.6.	Augmentation de l'AHP par des règles de expertes	80
4.6.1.	ETAPE 31 - Définition des seuils	80
4.6.2.	ETAPE 32 - Définition des règles de expertes.....	81
4.6.3.	ETAPE 33 - Acquisition de données.....	82
4.6.4.	ETAPE 34 - Règles de déclenchement.....	82
4.7.	Approche d'apprentissage supervisé.....	82
4.8.	Conclusion.....	83

Chapitre 5. Cas d'étude : Expérimentations et résultats 85

5.1.	Introduction.....	86
5.2.	Instanciation du mécanisme AHP augmenté sur la plateforme 'S.MART' de Valenciennes.....	86
5.2.1.	ETAPE 00 : Caractéristiques du produit et du système de production.....	86
5.2.2.	ETAPE 10 : Responsabilités des produits intelligents	87
5.2.3.	ETAPE 20 : Critères d'évaluation.....	89
5.2.4.	ETAPE 30 : Préférences par rapport aux critères.....	90

5.2.5.	ETAPE 31 : Définir les seuils	91
5.2.6.	ETAPE 32 : Définir les règles expertes.....	92
5.2.7.	ETAPE 33 : Acquisition de données	93
5.2.8.	ETAPE 34 : Activation des règles expertes.....	94
5.2.9.	ETAPE 40 : Préférences par rapport aux décisions	94
5.2.10.	ETAPE 50 : Classement et sélection des décisions.....	94
5.3.	Expérimentation et résultats	96
5.3.1.	Description du système multi-agents.....	96
5.3.2.	Evaluation des performances de mécanisme décisionnel pendant et après la perturbation	100
5.3.3.	Evaluation globale des performances de mécanisme décisionnel	112
5.3.4.	Expérience #1 : Etude de l'impact du taux de défaillance des stations robotisées	115
5.3.5.	Expérience #2: Etude d'impact du temps de réparation des stations robotisées.....	118
5.3.6.	Expérience #3 : Etude d'impact du taux d'arrivée des produits	118
5.4.	Conclusion.....	120
Conclusion générale et perspectives		122
Bibliographie		127
Annexes		144
	<i>Annexe A1. Routages préétablis des produits et allocation des services sur les ressources.</i>	<i>144</i>
	<i>Annexe A2. L'ensemble de règles expertes liées au critère de coût C1.</i>	<i>145</i>
	<i>Annexe A3. L'ensemble de règles expertes liées au critère de qualité C2</i>	<i>146</i>
	<i>Annexe A4. L'ensemble de règles expertes liées au critère de temps C3.</i>	<i>147</i>
	<i>Annexe A5. Interfaces développées sur AnyLogic pour capitaliser les connaissances et améliorer les règles expertes</i>	<i>148</i>

Table des Figures

Figure 1. Organisation du manuscrit de thèse	4
Figure 2. Schéma simplifié d'un système cyber-physique industriel (Cardin et al., 2022).	8
Figure 3. Distribution des capacités décisionnelles des systèmes de pilotage centralisé aux systèmes de pilotage distribué/décentralisé (Trentesaux, 2009).	18
Figure 4. Vue abstraite des principaux concepts et mécanismes biologiques immunitaires (Lima et al., 2016).	32
<i>Figure 5. Zone de danger et stimulation des cellules immunitaires (Matzinger, 1998)</i>	<i>33</i>
Figure 6. Cadre de modélisation des couches sur ArchiMate (Walters, 2017).	49
Figure 7. Modélisation en couches de l'architecture de pilotage distribué ARTIMOS en utilisant ArchiMate Application View.	50
Figure 8. Illustration de l'analogie retenue entre l'organisme biologique et les CPPS.	53
Figure 9. Blocs réalisés dans le cadre de cette thèse (les blocks en gris sont ceux qui ne sont pas examinés).	55
Figure 10. Diagramme de cas d'utilisation de système multi-agents pour le pilotage des CPPS.	57
Figure 11. Machine à états finis des produits intelligents.	60
Figure 12. Processus de prise de décision à base de connaissances du produit.	61
<i>Figure 13. Représentation d'un cas de perturbation.</i>	<i>65</i>
Figure 14. Zoom sur les fonctions de détection et d'identification.	67
Figure 15. Zoom sur la fonction de réaction.	68
Figure 16. Cadre général d'investigation et d'étude (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	69
Figure 17. Modélisation des systèmes de production (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	70
Figure 18. Etapes de l'AHP standard (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	73
Figure 19. Exemples de prise de décision basée sur des règles (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	78
Figure 20. Abstraction des règles expertes (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	79
Figure 21. AHP augmenté par les règles expertes (A-AHP) (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	81
Figure 22. Approche d'apprentissage supervisé (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	83

Figure 23. Décisions relatives aux systèmes de production et aux produits (Attajer, Darmoul, et al., 2022).....	88
Figure 24. Composants et produits (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	88
Figure 25. Indicateurs d'évaluation des décisions par rapport à chaque critère (Attajer, Darmoul, et al., 2022).....	90
Figure 26. Processus d'obtention des poids des critères (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	91
Figure 27. Exemple d'activation de règle et de comparaison par paire de décisions selon le critère de temps (Attajer, Darmoul, et al., 2022).....	95
Figure 28. Comparaisons par paires des décisions, pour chaque critère (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	95
Figure 29. Le poids relatif aux décisions par rapport à tous les critères (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	96
Figure 30. Système multi-agents pour les fonctions de détection et d'identification.	97
Figure 31. Système multi-agents pour la fonction de réaction.....	97
Figure 32. Système multi-agents pour la fonction d'évaluation.	98
Figure 33. 'Finite State Machine' des produits intelligents sur AnyLogic (Attajer, Darmoul, et al., 2022).....	99
Figure 34. 'Finite State Machine' des stations robotisées (Attajer, Darmoul, et al., 2022).....	99
Figure 35. Variation des indicateurs de performance en fonction du temps (par minute de simulation) par rapport à chaque critère	102
Figure 36. Fonctionnalités en fonction du temps par rapport à chaque critère	105
Figure 37. Fonctionnalités du système en fonction du temps par rapport à chaque critère	107
Figure 38. Fonctionnalité globale du système.....	107
Figure 39. Mesure de performance du système pendant la durée de perturbation	108
Figure 40. Exemple de représentation de cas.....	111
Figure 41. Résultats de la simulation pour l'Expérience#1 (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	114
Figure 42. Résultats de la simulation pour l'Expérience#2 (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	117
Figure 43. Résultats de la simulation pour l'Expérience#3 (Attajer, Darmoul, et al., 2022).	119

Figure 44. Système de support adoptée pour la conception des interfaces.	148
Figure 45. Interface des caractéristiques des produits.....	149
Figure 46. Interface des caractéristiques des ressources.	150
Figure 47. Interface des critères d'acceptabilité.	151
Figure 48. Interface des indicateurs et des mesures de perturbation.....	152
Figure 49. Interface des données de perturbation.....	153
Figure 50. Interface de propagation des perturbations.....	154
Figure 51. Interface des décisions.	154
Figure 52. Interface de l'affinité perturbation-décision.....	155
Figure 53. Interface de l'affinité décision-décision.	155
Figure 54. Interface du mécanisme de décision pour le processus AHP.	156
Figure 55. Interface d'analyse de performance.	157
Figure 56. Interface de la comparaison de règles par paire.....	158
Figure 57. Interface de comparaison des règles.	159
Figure 58. Interface de transformation et de traçabilité des règles.	160
Figure 59. Interface de transformation et de traçabilité des règles.	160

Table des Tableaux

Tableau 1. Gestion des perturbations dans les architectures de référence distribuées/décentralisées ...	24
Tableau 2. Analogies de structure et de mécanismes entre l'immunité biologique et le pilotage de CPPS.....	47
Tableau 3. Illustration retenue des agents cellules immunitaires.....	52
Tableau 4. Échelle d'importance relative.	75
Tableau 5. Seuils pour décrire les occurrences des perturbations.	91
Tableau 6. Seuils sur des échelles d'importance relative.....	92
Tableau 7. Exemple de règle de l'expert.	93
Tableau 8. Exemple d'un ensemble d'indicateurs collectés.....	93
Tableau 9. Comparaison par paire de critères et pondérations de l'AHP standard.	109
Tableau 10. Paramètres globaux pour les scénarios considérés.....	112
Tableau 11. Paramètres du modèle des scénarios considérés.	113
Tableau 12. Comparaison des performances de A-AHP et Std-AHP par rapport au IS en % pour l'Expérience#1.	115
Tableau 13. Paramètres du modèle des scénarios considérés.	116
Tableau 14. Comparaison des performances de A-AHP et Std-AHP par rapport au IS en % pour l'Expérience#2.	117
Tableau 15. Paramètres globaux pour les scénarios considérés.....	118
Tableau 16. Paramètres du modèle des scénarios considérés.	118
Tableau 17. Comparaison des performances de A-AHP et Std-AHP par rapport au IS en % pour l'Expérience#3.	120

Table des Acronymes

AHP : Analytic Hierarchy Process

A-AHP : Augmented/Adapted Analytic Hierarchy Process

APC : Antigen Presenting Cells

ARTIMOS : ARTificial Immune MONitoring System

CPS : Cyber-Physical System

CPPS : Cyber-Physical Production System

CPMS : Cyber-Physical Manufacturing System

DAMP : Danger Associated Molecular Pattern

DSS : Decision Support System

DIS : Détection, Identification, et Suivi

EA : Entreprise Architecture

ERP : Enterprise Resource Planning

FMS : Flexible Manufacturing System

HCA : Holonic Control Architecture

HMS : Holonic Manufacturing System

IA : Intelligence Artificielle

KPI : Key Performance Indicator

MBE : Model-Based Enterprise

MCDM : Multi-Criteria Decision-Making

MES : Manufacturing Execution System

MTBF : Mean Time Between Failure

MTTR : Mean Time To Repair

OWL : Web Ontology Language

PAMP : Pathogen Associated Molecular Pattern

PDC : Product-Driven Control

PRR : Pattern Recognition Receptors

QoS : Quality of Service

SCADA : Supervisory Control And Data Acquisition

SI : Systèmes d'Information

SIA : Système Immunitaire Artificiel

SIB : Système Immunitaire Biologique

SIBA : le Système Immunitaire Biologique Adaptatif

SIBI : Système Immunitaire Biologique Inné

SMA : Système Multi-Agent

TIC : Technologies d'Information et de Communication

UML : Unified Modeling Language

Remerciement

Ce travail de recherche s'inscrit dans le cadre d'une thèse en cotutelle entre l'Université Polytechnique Hauts-de-France (UPHF) – Valenciennes, l'Ecole Centrale Casablanca (ECC), et l'Université Hassan Premier (UHP) de Settat au Maroc. Il s'agit d'un projet de collaboration entre le Laboratoire d'Automatique, de Mécanique et d'Informatique Industrielles et Humaines LAMIH (UMR CNRS 8201), l'unité de recherche « Systèmes Complexes et Interactions » de l'ECC, et le Laboratoire d'Ingénierie, Management Industriel et Innovation (IMII) de la Faculté des Sciences et Techniques (FST) de Settat. Il a été mené en alternance dans les locaux de LAMIH en France, et de l'ECC au Maroc. Également, ce projet doctoral a été cofinancé grâce à une bourse de recherche de l'ECC et le Partenariat Hubert Curien (PHC) Toubkal. Il s'agit d'un programme de coopération franco-marocain cofinancé par l'Ambassade de France au Maroc et le Ministère marocain de l'Education Nationale, de la Formation Professionnelle, de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique, projet numéro Toubkal/20/98-Campus France : 43660VC. Cette thèse de doctorat n'aurait pas pu aboutir sans le soutien et l'implication des personnes que je remercie ici et qui ont contribué de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail de thèse.

Je tiens particulièrement à remercier mes encadrants. Tout d'abord, je remercie Saber Darmoul pour son attention et sa confiance, pour son encadrement quasi journalier durant toute la durée de thèse, et pour avoir suivi cette recherche avec un grand intérêt et une bonne humeur. Je remercie ensuite Yves Salles et Fouad Riane, mes directeurs de thèse, qui m'ont accueilli dans leurs équipes de recherche, m'ont fait part de leur expertise et bienveillance. Finalement, je remercie Sondes Chaabane qui m'a apporté son expérience dans le domaine de la résilience et qui a su s'adapter afin de retranscrire nos travaux dans ce domaine. Je tiens à vous exprimer, chers encadrants, toute ma reconnaissance de ce savoir et de ce savoir-faire que vous m'avez transmis avec tant d'humilité, de modestie, de pertinence et d'élégance.

Mes remerciements vont aussi aux personnes ayant accepté de rapporter et d'examiner cette thèse. Je remercie William Derigent, Wafaa Dachry, et Maria Lebbar qui ont accepté de relire cette thèse afin d'apporter leur expertise dans les domaines du pilotage distribué, des systèmes multi-agents, et de la prise de décision multicritères. Je tiens aussi à remercier Jamal BENHRA et Maroua Nouiri d'avoir fait partie de mon jury de soutenance en tant qu'examineurs. De par leur présence dans le jury, ils donnent de la valeur à cette thèse.

Je remercie ensuite l'ensemble du personnel académique et administratif de l'ECC et le laboratoire LAMIH qui m'ont accueilli pendant cette thèse et qui m'ont permis de travailler dans une ambiance de travail exceptionnelle. Je remercie en particulier Fatima Ezzahra Achamrah qui a commencé sa thèse en même temps que moi et avec qui j'ai collaboré de façon étroite pendant la durée de thèse. Je remercie également, Anass Bouchnita, Tarik Chargui, Khalid Dahi, Issam Mallouk, Mohammed Hassan Khalili, Isabelle Oliveira Machado, Adil Ahidar, Bouchra Bensiali, Ouidad Benhlime, Yassine Lamrhary, Mohamed Zeddou pour les moments conviviaux qu'on a passés ensemble.

Enfin mes derniers remerciements vont à ma famille qui m'a soutenue tout au long de cette thèse. Merci aussi à mes parents, ma sœur, et mes frères sans qui je n'aurais sûrement pas pu commencer cette thèse dans les meilleures conditions. Je les remercie pour leur compréhension, leur attachement, leur soutien et tout le réconfort qu'ils ont pu m'apporter tout au long de ces années de recherche.

Résumé

Mots clefs : Systèmes cyber-physiques de production ; Pilotage distribué ; Perturbations ; Résilience opérationnelle ; Produit intelligent ; Système immunitaire ; Méthode de hiérarchie multicritère ; Règles expertes ; Simulation multi-agent.

Les systèmes cyber-physiques de production « *Cyber-Physical Production Systems (CPPS)* » sont complexes en raison de la taille et de la variété de leurs composants, et de la diversité d'interactions entre ces composants. De surcroît, les perturbations et les risques opérationnels contribuent à cette complexité car ils peuvent se propager à travers les composants et les sous-systèmes de CPPS, remettre en cause la gestion préétablie des opérations, et entraîner des conséquences sur le comportement, les performances et la qualité des services attendues. A cet effet, des architectures de pilotage distribuées ont émergé, dans lesquelles le traitement d'information est distribué et la prise de décision est décentralisée sur plusieurs entités de production intelligentes.

Bien que de telles architectures montrent une meilleure adaptation aux perturbations, l'analyse de la littérature montre que peu d'approches distribuées sur les produits intelligents sont proposées. Ces approches permettent de doter les produits de capacités leur permettant de jouer un rôle actif dans les processus décisionnels. L'objectif est de réagir en présence de perturbations de manière autonome, adaptative et résiliente, tout en maintenant les performances à des niveaux acceptables.

Du point de vue de l'intelligence artificielle, l'immunité biologique apparaît comme un système naturel qui implique un ensemble intégré et générique de concepts et de mécanismes qui sont hautement résilients à une infinité de menaces biologiques. Ce système ne cesse de susciter l'intérêt d'une communauté croissante de chercheurs, dont les travaux ont contribué à l'émergence de systèmes immunitaires artificiels (SIA) comme un paradigme de l'intelligence artificielle. Malgré les nombreuses applications des SIA, l'analyse de la littérature montre qu'il existe très peu de travaux appliquant les SIA au pilotage des CPPS.

Dans le cadre de cette thèse, l'immunité biologique est considérée comme un modèle de conception pour guider le développement d'une architecture de pilotage distribué à base de produits intelligents afin d'améliorer la résilience opérationnelle des CPPS. La thèse apporte des contributions à deux niveaux. Premièrement, nous modélisons une architecture de pilotage distribué sur les produits intelligents et inspirée du système immunitaire. Particulièrement, nous proposons des modèles de connaissances permettant aux produits intelligents de capitaliser sur les cas de perturbations et sur les décisions prises pour y réagir. Deuxièmement, nous proposons un mécanisme décisionnel basé sur une version adaptative de la méthode de hiérarchie multicritère « *Analytic Hierarchy Process (AHP)* » et embarqué sur les produits intelligents de manière décentralisée pour leur permettre de faire face aux perturbations et aux risques opérationnels. L'approche proposée est implémentée et validée moyennant une simulation multi-agent d'une usine modèle « *learning factory* ». Les expérimentations et les résultats fournissent des ouvertures intéressantes pour la recherche.

Abstract

Keywords: Cyber-Physical Production Systems (CPPS); Distributed control; Disturbances; Operational resilience; Smart product; Immune system; Analytic Hierarchy Process (AHP); Expert rules; Multi-agent simulation.

Cyber-Physical Production Systems (CPPS) are inherently complex due to the size and variety of their components and the diversity of interactions between these components. Furthermore, operational disturbances and risks contribute to this complexity because they can propagate through CPPS components and subsystems, challenge pre-established operations management, and adversely affect behavior, performance, and expected quality of service (QoS). For this purpose, distributed control architectures have emerged in which information processing is distributed and decision-making is decentralized over various intelligent production entities.

Although such architectures show better adaptation to disturbances, the literature analysis shows that only a few product-driven control architectures are proposed. These approaches allow providing products with capabilities to enable them to play an active role in decision processes. The objective is to react, in the presence of disturbances, in an autonomous, adaptive, and resilient way, while maintaining performance at acceptable levels.

From an artificial intelligence perspective, the biological immunity emerges as a natural system that involves an integrated and generic set of concepts and mechanisms that are highly resilient to an infinite number of biological threats. This system continues to attract the interest of a growing community of researchers, and their work has contributed to the emergence of Artificial Immune Systems (AIS) as a new paradigm of artificial intelligence. Despite the many applications of AIS, the literature analysis reveals that there are only a few applications of AIS for monitoring and control of CPPS.

In this thesis, the biological immunity is considered as a design framework to guide the development of a product-driven control architecture to improve the operational resilience of CPPS. The contribution of this thesis is twofold. First, we model a product-driven control architecture and inspired by the immune system. In particular, we propose knowledge models that allow intelligent products to capitalize on disturbance cases and the decisions made in response. Second, we propose a decision-making mechanism based on an adaptive version of the Analytic Hierarchy Process (AHP) and embedded in smart products in a decentralized manner to enable them to cope with operational disturbances and risks. The proposed approach is implemented and validated using a multi-agent simulation of a learning factory. The experiments and results provide interesting research openings.

Introduction générale

De nos jours, les systèmes de production sont soumis à différents types de défis, liés à une évolution technologique rapide, à l'imprévisibilité des marchés (e.g., volatilité de la demande, personnalisation de masse), aux perturbations et aux risques opérationnels (e.g., indisponibilité et/ou non-fiabilité des ressources) (Panetto et al., 2019). Dans un tel contexte, les systèmes cyber-physiques de production « *Cyber-Physical Production Systems : CPPS* » ont émergé grâce aux évolutions des Technologies d'Information et de Communication (TIC). Ces systèmes mettent en œuvre de nouveaux concepts liés à des technologies permettant de construire les usines du futur capables de s'adapter rapidement à des changements inattendus, tout en maintenant et/ou améliorant, leur compétitivité et performance (Napoleone et al., 2020).

Les CPPS sont caractérisés par des interactions complexes entre leurs composants et leurs sous-systèmes (X. Wu et al., 2020). Cette forte interconnexion accroît leur vulnérabilité aux perturbations et risques opérationnels (Mihalache et al., 2019). Les perturbations peuvent se propager à travers les composants du système et impactent leurs interactions et échanges. Elles peuvent se propager également à travers les différentes phases de réalisation des produits/services et les couches décisionnelles. La propagation des perturbations est ainsi un processus dans lequel la causalité des perturbations est prise en compte pour déterminer leurs « impacts » et leurs « conséquences » (Arjomandi Rad et al., 2020; Nguyen & Nof, 2019). Ces différentes conséquences pourraient être négatives sur le comportement et les performances du système et perturberaient la continuité des flux de production (i.e., les flux matériels, financiers, d'information, de services, voire certains flux énergétiques) tout en réduisant la productivité et la rentabilité (Bokrantz et al., 2016). Dans cette thèse, nous nous intéressons plus particulièrement aux perturbations et aux risques au niveau opérationnel des CPPS, en tant que types particuliers de changements liés à la gestion des opérations (Bayar et al., 2016; Chaabane & Trentesaux, 2019; Darmoul et al., 2013; McFarlane et al., 2018).

Dans ce contexte, les effets des perturbations sur les systèmes font du développement du concept de « résilience » une priorité majeure pour les décideurs (Essuman et al., 2020). Le concept de résilience fait émerger de nombreuses notions et connotations, selon le type de perturbation et de système considérés (Wied et al., 2020). Dans le contexte des CPPS, la résilience réfère à leur capacité à rebondir après des perturbations en maintenant les fonctions et les structures du système, en réduisant l'ampleur et la durée des états perturbés, et/ou en répondant aux événements/situations perturbateurs (Moghaddam & Deshmukh, 2019). Ainsi, l'intégration de la résilience dans la conception et le pilotage des CPPS est un sujet de recherche à la fois ambitieux et évolutif. De plus, l'intégration de la résilience pour améliorer la réactivité d'un système aux perturbations et aux risques dans les processus de

production et au niveau de la gestion des opérations a fait émerger le concept de "*résilience opérationnelle*". Ce concept fait référence à la capacité d'un système de se rétablir et de maintenir la continuité des flux des opérations de production, un bon niveau de performance, et une qualité de service face à des perturbations inattendues ou incontrôlables (McFarlane et al., 2018).

Dans la littérature, certains chercheurs affirment que le pilotage distribué est un moyen potentiel pour intégrer et améliorer la résilience opérationnelle et les "ilités" du système, telles que l'agilité, la flexibilité et l'adaptabilité (Colombo et al., 2016). (Moghaddam & Deshmukh, 2019) expliquent que la réalisation des CPPS résilients nécessite un changement de paradigme et le passage d'architectures centralisées/hierarchiques aux architectures distribuées/décentralisées. Cela est devenu beaucoup plus réalisable aujourd'hui grâce à l'avènement de l'industrie 4.0. Cette évolution favorise l'émergence d'objets de production (e.g., machines, produits, moyens de stockage et manutention) qui ne sont plus inertes ou passifs mais dotés d'un certain niveau d'intelligence, tels que le stockage de données embarquées, le traitement de l'information, la prise de décision, et la communication avec d'autres objets (Meyer et al., 2009). Cependant, malgré l'émergence de paradigmes et d'architectures de pilotage distribué, tels que les systèmes multi-agents, holoniques et bioniques (Leitão, 2009; Nakagawa et al., 2021; Trentesaux, 2009), la gestion des perturbations et des risques opérationnels reste régie par des modes organisationnels, des systèmes d'information et des architectures de pilotage majoritairement centralisés ou hiérarchisés, qui ne profitent pas du potentiel et de la flexibilité des technologies de l'industrie 4.0 (Chen & Nof, 2012; Shen et al., 2006). De plus, l'analyse de la littérature sur les architectures de pilotage montre que peu de travaux développent des architectures distribuées, où des produits intelligents jouent un rôle actif dans les processus de pilotage, de gestion, et d'organisation de la production de manière autonome, adaptative, et résiliente (Derigent et al., 2020).

Dans un contexte de réponse aux perturbations et du point de vue de l'intelligence artificielle, le Système Immunitaire Biologique (SIB) apparaît comme un système naturel qui implique un ensemble intégré et générique de concepts et de mécanismes hautement résilients à une infinité de menaces biologiques (Darmoul et al., 2013). Le SIB a inspiré différentes implémentations d'algorithmes, collectivement appelés Systèmes Immunitaires Artificiels (SIA), à des fins différentes (Silva & Dasgupta, 2016). Ces systèmes cherchent à exploiter typiquement les caractéristiques de systèmes immunitaires biologiques, qui sont des systèmes intégrés, génériques, distribués, décentralisés et offrant des possibilités d'adaptation, d'optimisation et d'apprentissage destinés à réagir à une grande variété de perturbations. Les adaptations existantes de SIA à des fins de pilotage sont encore limitées (Bayar et al., 2016; Darmoul et al., 2013).

Les limitations, mentionnées précédemment, définissent les champs d'intérêt et les motivations de notre recherche. En effet, cette thèse s'appuie sur l'immunité biologique et le cadre conceptuel intégré identifié dans (Darmoul et al., 2013) pour modéliser une architecture de pilotage distribué. Plus particulièrement, nous étendons ce cadre méthodologique pour intégrer des aspects de distribution de connaissances et de décentralisation de décisions sur des produits intelligents pour améliorer la résilience opérationnelle dans les CPPS. L'objectif est de prendre en considération et gérer efficacement des perturbations de manière autonome, adaptative, et résiliente.

La thèse est organisée en cinq chapitres (Voir Figure 1). Dans le premier chapitre, nous présenterons les concepts de base qui seront abordés dans nos travaux de recherche, à savoir les CPPS et le processus de gestion des perturbations dans ces systèmes. Finalement, nous introduirons la résilience opérationnelle comme concept émergent pour le maintien d'un bon fonctionnement des CPPS face aux perturbations. A l'issue de ce chapitre, nous recenserons l'ensemble de besoins identifiés par rapport à l'intégration et l'amélioration de la résilience opérationnelle des CPPS. Plus spécifiquement, les besoins en matière de la conception d'architectures de pilotage distribué adéquates, du développement de mécanismes décisionnels multicritères, et de la gestion des connaissances.

Dans le deuxième chapitre, nous réaliserons un état de l'art sur le pilotage des CPPS en lien avec les architectures distribuées et les mécanismes décisionnels décentralisés. Nous soulignerons leurs limites respectives et les avantages qu'offre le pilotage par les produits intelligents « *Product-Driven Control : PDC* ». Aussi, nous présenterons les systèmes immunitaires biologiques (SIB) et les systèmes immunitaires artificiels (SIA) en général comme solution pour remédier aux limites identifiées.

Dans le troisième chapitre, nous présenterons successivement l'analogie des SIB avec le pilotage des CPPS, en rapport avec leurs structures et fonctionnalités. Nous nous appuierons sur ces analogies et sur le cadre méthodologique de (Darmoul et al., 2013) pour modéliser une architecture de pilotage adaptée à un contexte CPPS où les produits sont intelligents et actifs dans les processus décisionnels. Plus particulièrement, nous proposons des modèles de connaissances permettant aux produits intelligents de capitaliser sur les cas de perturbations pour améliorer la résilience opérationnelle dans les CPPS.

Dans le quatrième chapitre, nous présenterons une approche PDC qui se base sur une version adaptative de la méthode de hiérarchie multicritère « *Analytic Hierarchy Process (AHP)* » augmentée par des règles conçues pour simuler le raisonnement et le savoir-faire d'experts humains de système de production (nous les appellerons 'règles expertes'). Cette approche permet d'embarquer un mécanisme décisionnel multicritères et décentralisé dans les produits. L'objectif est de doter les produits d'une

intelligence leur permettant de prendre des décisions en cas de perturbations, et ce d'une manière réactive, autonome, adaptative, et résiliente.

Finalement, dans le cinquième chapitre nous implémenterons et validerons le mécanisme proposé à l'aide de la simulation multi-agent de la cellule d'assemblage « S.MART flexible cell » de l'Université Polytechnique Hauts-de-France de Valenciennes.

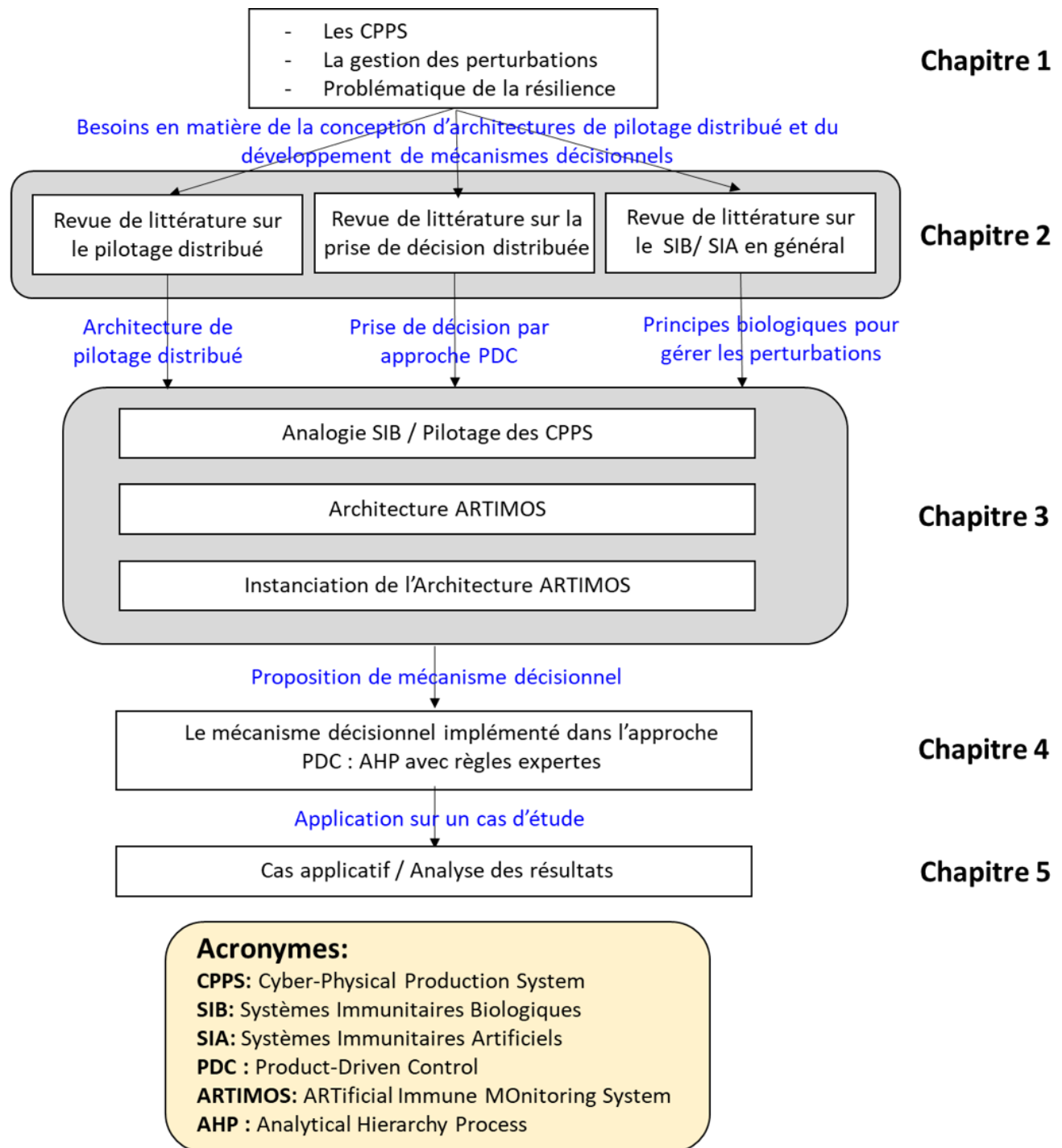


Figure 1. Organisation du manuscrit de thèse

Chapitre 1. Contexte et problématique : Les systèmes cyber-physiques de production et la résilience opérationnelle

RÉSUMÉ

Un des rôles du pilotage des systèmes cyber-physiques de production (CPPS) consiste à prendre en compte et gérer efficacement les perturbations afin de maintenir un bon fonctionnement notamment en ce qui concerne la continuité des flux de production (e.g., les flux matériels, financiers, d'information, de services, voire certains flux énergétiques). Dans ce chapitre, les CPPS sont d'abord introduits comme un concept technologique pertinent permettant de construire les usines du futur. Leur vulnérabilité aux perturbations en raison de fortes interactions entre les composants est mise en exergue. Aussi, les effets qui en résultent sur les CPPS sont présentés pour introduire le concept de résilience comme une priorité majeure pour les décideurs. Le concept de résilience en général, et la résilience opérationnelle en particulier seront analysés. Finalement, nous mettrons en avant les besoins identifiés dans la littérature en lien avec l'intégration et l'amélioration de la résilience opérationnelle des CPPS face aux perturbations. Plus spécifiquement, les besoins en matière de conception d'architectures de pilotage distribué adéquates, de développement de mécanismes décisionnels multicritères, et de gestion des connaissances.

1.1. Systèmes cyber-physiques de production

Aujourd'hui, les systèmes de production doivent faire face à une évolution technologique rapide, à l'imprévisibilité de la demande du marché comme par exemple la variabilité de la composition et de la quantité de la demande, la personnalisation de masse, etc. Ils doivent affronter des perturbations internes et des risques opérationnels (comme par exemple, l'indisponibilité des ressources et le manque de fiabilité). Ils doivent également affronter des imprévus externes (par exemple, les perturbations et les risques de la chaîne d'approvisionnement) (Panetto et al., 2019).

Dans un tel contexte, de nombreuses recherches ont développé des nouveaux paradigmes et des nouvelles technologies de l'industrie 4.0, tels que les systèmes cyber-physiques (Cyber-Physical Systems CPS), pour faire face à ces différents défis.

1.1.1. Systèmes cyber-physiques

La première définition de systèmes cyber-physiques (CPS) date de 2006 (Lee, 2006): « *Les CPS intègrent des processus physiques et computationnels. Des ordinateurs et réseaux embarqués surveillent et contrôlent les processus physiques, généralement avec des boucles de rétroaction où les processus physiques affectent les calculs et vice versa. En d'autres mots, les CPS utilisent des computations et de la communication profondément intégrée et interagissant avec les processus physiques afin de produire de nouvelles capacités du système. Un CPS peut être considéré aussi bien à une petite échelle qu'à de grandes échelles* ». Au fur et à mesure de leur développement, des définitions plus synthétiques ont été proposées, telles que (Baheti & Gill, 2011): « *Les CPS sont des technologies permettant la gestion de systèmes interconnectés entre une partie physique et des capacités computationnelles* », ou encore (Suh et al., 2014) « *des systèmes dans lesquels les objets physiques et les ressources informatiques sont étroitement intégrés et présentent un certain degré de coordination continue les uns avec les autres* ».

Comme souligné dans (Cengarle et al., 2013), l'interconnexion de systèmes provient du fait que les CPS contiennent des moyens de contrôle, de calcul, et de communication. La définition de (Monostori, 2014) permet une intégration claire de tous ces éléments et introduit également le concept de services : « *Les CPS sont des systèmes composés d'entités collaboratives, dotées de capacité de calcul, qui sont liées au monde physique et aux phénomènes qui s'y produisent, fournissant et utilisant à la fois les services de mise à disposition et de traitement de données disponibles sur le réseau* ».

La notion de CPS intéresse un large groupe de domaines scientifiques, couvrant un spectre étendu d'applications potentielles, tels que l'habitat, les systèmes de transports, les chaînes logistiques, et les systèmes industriels de production. La pertinence de la mise en œuvre de ce concept est évidemment

au cœur des préoccupations de nombreuses thématiques de recherche perceptibles au travers des applications tels que la modélisation des données du bâtiment « building information modeling BIM », le véhicule autonome, et le réseau électrique intelligent « smart grid » (Cardin et al., 2022). Au cœur de ces préoccupations, l'industrie occupe une place centrale en raison de son impact sur la vie au quotidien (Mazali, 2018).

1.1.2. Systèmes cyber-physiques de production

L'application des CPS dans les systèmes de production a conduit à l'émergence du concept de systèmes cyber-physiques de production (Cyber-Physical Production Systems CPPS) également appelés systèmes cyber-physiques de fabrication (Cyber-Physical Manufacturing Systems CPMS). Par la suite, nous utiliserons le terme (Cyber-Physical Production Systems CPPS) car c'est le terme le plus utilisé dans la littérature relative à la mise en œuvre du CPS dans les systèmes de production (Cardin, 2019).

De nombreux chercheurs et industriels s'intéressent au développement des CPPS afin de permettre la construction d'usines du futur qui tirent profit de la numérisation et de l'automatisation au sein d'une usine et dans l'ensemble de l'entreprise pour permettre une plus grande productivité, une meilleure qualité et une réduction des coûts. En effet, ces systèmes sont capables de s'adapter rapidement à des changements inattendus, tout en maintenant, ou même en améliorant, la compétitivité et la performance (Napoleone et al., 2020).

Dans la revue de littérature de (X. Wu et al., 2020), plusieurs définitions de CPPS ont été recensées. Les auteurs soulignent qu'en raison des interactions complexes entre leurs composants et leurs sous-systèmes, les CPPS sont plus que de simples systèmes isolés. En effet, il s'agit de systèmes de systèmes, composés d'éléments intelligents, coopératifs et collaboratifs, y compris des éléments physiques comme les robots, les machines, les outils, les systèmes de manutention, et les dispositifs intelligents. Aussi, des éléments cybernétiques comme le traitement de l'information et le soutien à la prise de décision et des humains augmentés (e.g., opérateurs qualifiés et instrumentés et experts avertis), qui peuvent être connectés ou découplés selon les situations et contextes (Eirinakis et al., 2021), et qui sont capables d'exécuter en toute autonomie des tâches décisionnelles ou cognitives (voir Figure 2).

Les CPPS s'appuient sur le concept d'« intelligence » des entités de production qui est étroitement lié au comportement autonome et à la participation aux processus décisionnels de pilotage (Sallez et al., 2010). Dans le contexte de CPPS, les entités de production intelligentes deviennent capables d'interagir entre elles et avec les systèmes d'information d'entreprise (Romero & Vernadat, 2016), de traiter les données, les informations et les connaissances (Aven, 2013), et de prendre des décisions de pilotage de manière plus autonome, adaptative et résiliente (Napoleone et al., 2020).

Dans ce contexte, le pilotage et le contrôle des CPPS pour optimiser le fonctionnement des systèmes de production dans un environnement perturbé représentent une partie des défis scientifiques identifiés (Mack et al., 2015).

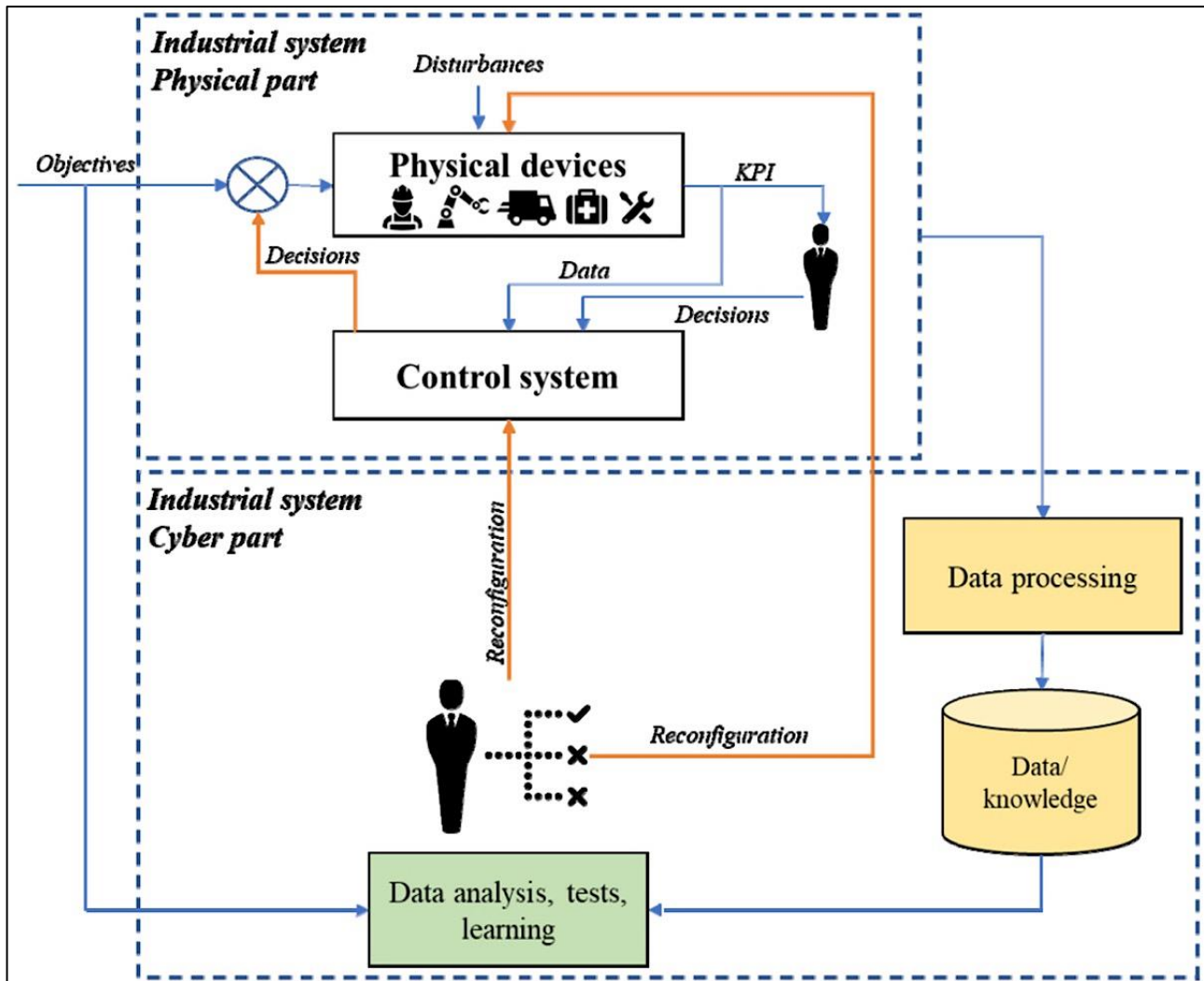


Figure 2. Schéma simplifié d'un système cyber-physique industriel (Cardin et al., 2022).

1.2. Perturbations dans les systèmes cyber-physiques de production

La forte interconnexion entre les composants et les sous-systèmes accroît la vulnérabilité des CPPS aux perturbations (Mihalache et al., 2019). Dans la littérature, plusieurs références ont passé en revue les définitions, les classifications et les modèles associés à la gestion des perturbations en ingénierie, dans les systèmes complexes en général, et dans les CPPS en particulier (Balchanos et al., 2012; Colombo et al., 2016; Wied et al., 2020).

1.2.1. Définitions

L'une des difficultés de l'analyse de la littérature sur la gestion des perturbations concerne le vocabulaire et la terminologie hétérogènes sur les perturbations, avec plusieurs interprétations entre : « *failure* », « *anomaly* », « *disturbance* », et « *disruption* », et plusieurs confusions par rapport aux événements perturbateurs et aux états perturbés (Galaske & Anderl, 2016).

Dans la suite de ce manuscrit, nous utiliserons le terme « perturbation » pour désigner les « *disturbances* » telles que définies dans (Bokrantz et al., 2016) : « événements discrets ou continus, planifiés ou non, peuvent arriver pendant le temps de production prévu et affecter la disponibilité, la performance opérationnelle, la qualité du produit, la sécurité, les conditions de travail, l'environnement, etc. ». Aussi, nous retenons la définition de « *disruptions* » telles que définies dans (Darmoul et al., 2013) : « des événements imprévus qui font dévier les plans de production de leur trajectoire prévue ».

Les "perturbations" de production ont été définies dans (Kaya & Bergsjö, 2018) comme étant des écarts par rapport aux conditions souhaitables ou normales, la terminologie a été affinée dans le cadre d'une enquête de terrain menée par (Bokrantz et al., 2016) pour déterminer les types d'événements et de situations considérés comme des "perturbations de production " par les experts de production. Comme souligné dans (Bokrantz et al., 2016), les perturbations affectent la continuité des flux de production, réduisent la productivité et la rentabilité, et augmentent les risques de sécurité pour les entités de production (à la fois les opérateurs, les équipements, les matériaux et les produits). Ainsi, elles nuisent à la continuité des flux matériels, financiers et d'information dans les systèmes de production. Par conséquent, elles mettent des organisations entières en danger, et menacent la compétitivité des systèmes de production, à la fois dans des phases de production stables et dans des conditions changeantes. La gestion des perturbations souffre de nombreuses limitations, tant dans la pratique industrielle que dans la recherche académique, principalement en ce qui concerne la genericité (i.e., plusieurs types de perturbations) et l'intégration (i.e., toutes les fonctions du processus de gestion de perturbations) (Darmoul et al., 2013).

Dans la littérature, selon la discipline scientifique considérée, différents types de perturbations et de risques opérationnels peuvent être définis et traités. Nous citons les perturbations et les effets d'entraînement (« *ripple effects* ») dans les chaînes logistiques (Ivanov et al., 2016), les temps d'arrêt dans l'ingénierie de la maintenance (Attajer et al., 2019; Isermann, 2006), les défauts de la qualité des produits, des services, des processus et/ou des opérations humaines (Nazarenko et al., 2021; Powell et al., 2022), les vulnérabilités dans la sécurité et l'ergonomie (Khalid et al., 2021), et les risques dans l'ingénierie d'entreprise et la gestion des processus commerciaux (Lamine et al., 2020). Dans le cadre

de cette thèse, nous nous intéressons aux perturbations opérationnelles du point de vue production et systèmes de pilotage.

La recherche académique a développé des approches différentes mais complémentaires pour la gestion des perturbations. Ces approches seront examinées dans la sous-section suivante.

1.2.2. Gestion des perturbations

Plusieurs travaux de recherche ont passé en revue des modèles de gestion de perturbations dans les systèmes complexes en général, et dans les CPPS en particulier (Bayar et al., 2016, 2018, 2019; Knüppel et al., 2014, Colombo et al., 2016; Mihalache et al., 2019).

Des auteurs ont tenté de décrire le cycle de vie des perturbations en quatre phases consécutives : détection de perturbation, analyse (y compris les sous-phases diagnostic (Lei et al., 2020) et pronostic (Xia et al., 2018)), développement des stratégies de réaction, et mise en œuvre (Cauvin et al., 2009; Galaske & Anderl, 2016). Chacune de ces phases a donné lieu à un corpus de littérature spécifique, qui n'est pas nécessairement corrélé à la littérature sur les autres phases. Ce constat conduit à des problèmes d'intégration lorsque chaque phase est considérée séparément. Par exemple, il n'est pas évident d'étendre la détection d'anomalies avec la prise de décision, sans remettre en cause certains principes et choix de conception, et sans induire des adaptations de développement/implémentation nécessaires à l'une ou l'autre des phases (Bayar et al., 2015).

De plus, le processus de gestion de perturbations est décrit généralement en trois phases chronologiques, où les stratégies sont triées en fonction de leur occurrence par rapport aux perturbations, c'est-à-dire si elles sont exécutées *avant*, *pendant* ou *après* l'occurrence d'une perturbation (Chaabane & Trentesaux, 2019).

Certains papiers ont fourni des modèles de connaissance des perturbations et des risques (Bayar et al., 2016, 2018; Darmoul et al., 2013), tandis que d'autres se sont concentrés sur les descriptions des contextes, la conscience de la situation (Eirinakis et al., 2021), les attributs, et sur la collecte de données (Breiter & Arlinghaus, 2021). Certaines recherches se sont focalisées sur la propagation des perturbations et des risques (Bayar et al., 2016, 2018; Darmoul et al., 2013; Nguyen & Nof, 2019), et sur la modélisation des interdépendances entre les variables cibles dans les systèmes de production afin d'évaluer les effets des perturbations (Knüppel & Nikitin, 2014). Finalement, d'autres références ont fourni des moyens pour comparer les perturbations et les scénarios de risque (Bayar et al., 2019).

Comme souligné dans (Moghaddam & Deshmukh, 2019), le changement de paradigme et d'architectures de pilotage centralisées aux architectures de pilotage distribuées est inéluctable. Ce changement a pour objectif d'améliorer les capacités du système par rapport aux perturbations telles

que la flexibilité, l'agilité, l'adaptabilité, et la changeabilité (Trentesaux, 2009). Malgré les efforts fournis et les travaux existants pour concevoir, développer et déployer des systèmes de pilotage de production bioniques, holoniques et multi-agents (Derigent et al., 2020), il reste encore un certain nombre de défis à relever (Cardin et al., 2017). Ces défis sont liés, d'une part, à la gestion générique des perturbations par le traitement de nombreux types de perturbations. Et d'autre part, à la gestion intégrée par la prise en compte de toutes les fonctions du processus de gestion des perturbations, y compris l'estimation des performances futures, la conception de mécanismes d'apprentissage et de protocoles d'interaction efficaces.

En résumé, les modèles existants de gestion de perturbations sont encore limités quant (1) à leur capacité à gérer les perturbations de manière exhaustive et générique, (2) aux exigences de modélisation des nombreuses facettes des attributs, contextes et impacts des perturbations et des risques, et (3) aux exigences de propagation des perturbations à travers les différents composants de CPPS, tout en étant à la fois compatibles et conformes aux normes industrielles émergentes et aux architectures de référence associées aux CPPS.

1.3. Résilience et résilience opérationnelle

Les perturbations et les risques opérationnels peuvent se propager à travers les composants des systèmes complexes et entraîner des conséquences sur le comportement et les performances attendues. A cet effet, le développement du concept de résilience est une priorité pour les décideurs (Essuman et al., 2020). Le concept de résilience est un corpus de recherche plutôt fragmenté. La littérature est abondante (nombreuses références) (Patriarca et al., 2018), diversifiée (nombreuses interprétations, significations et connotations) (Wied et al., 2020) et multidisciplinaire (impliquant de nombreuses disciplines scientifiques) (Dinh et al., 2012). Le rapport de « National Academy of Sciences NAS », paru en 2012, note que la résilience implique la façon dont un système planifie et se prépare, rebondit, et absorbe, récupère et s'adapte à diverses perturbations (NAS 2012). De plus, l'utilisation courante du mot résilience implique la capacité d'une entité ou d'un système à revenir à son état normal après l'occurrence d'un événement qui le perturbe (Hosseini et al., 2016). Une définition aussi large s'applique à des différents domaines comme l'écologie, la science des matériaux, la psychologie, l'économie, ou l'ingénierie. Plusieurs définitions de la résilience ont été proposées. Beaucoup d'entre elles sont similaires et certaines se croisent avec un certain nombre de concepts déjà existants tels que la robustesse, la tolérance, la flexibilité, la survivabilité, et l'agilité (Hosseini et al., 2016). Certaines définitions générales de la résilience ont été proposées. Par exemple, (Allenby & Fink, 2005) ont défini la résilience comme la « *capacité d'un système à maintenir sa fonction et sa structure contre les changements internes et externes* ». (Haines, 2009) a défini la résilience comme la « *capacité d'un*

« système à rebondir après une perturbation majeure et à se rétablir dans un délai approprié et à des coûts et risques raisonnables ». (Vugrin et al., 2010) ont défini la résilience des systèmes comme suit : « étant donné l'occurrence d'un événement perturbateur particulier (ou d'un ensemble d'événements), la résilience d'un système à cet événement (ou ces événements) est la capacité de ce système à réduire efficacement à la fois l'ampleur et la durée de la déviation par rapport aux niveaux de performance ciblés du système ». Dans l'analyse de la littérature qui a été faite par (Hosseini et al., 2016), le concept de la résilience a été proposé pour définir la capacité du système à maintenir la fonctionnalité, le comportement et/ou la performance à des niveaux acceptables lorsque le système est confronté à des perturbations et à des risques.

Dans les deux sous-sections suivantes, nous examinerons la littérature sur la résilience et la résilience opérationnelle dans les CPPS et nous soulignerons la différence entre ces deux concepts.

1.3.1. Résilience dans les systèmes cyber-physiques de production

La littérature sur la résilience dans les CPPS montrent que plusieurs aspects ne sont pas encore bien explorés et notamment : qu'est-ce qui permet de construire des CPPS résilients ? comment la résilience doit être atteinte ? et quelles sont les implications pour les CPPS ? À cette fin, dans l'analyse de la littérature menée par (Wied et al., 2020), les auteurs présentent un cadre d'analyse du concept de résilience. Ce cadre est basé sur trois questions fondamentales :

- « *Résilience de quoi ?* » : liste toutes les variables de performance du système et les variables indiquant un aspect du système par rapport à un ou plusieurs seuils de performance ;
- « *Résilience à quoi ?* » : liste toutes les variables de l'événement perturbateur ;
- « *Comment ?* » : fait référence aux propriétés résilientes du système telles que la rapidité et le coût du rétablissement.

Ce cadre proposé est utilisé pour analyser la littérature sur la résilience dans plusieurs disciplines et types de systèmes et pour exposer les implications pour les systèmes d'ingénierie en général.

Plusieurs tentatives ont été faites pour déterminer les caractéristiques et les traits qui contribuent à créer un large consensus sur la résilience d'un système ou d'un processus (Dinh et al., 2012; McFarlane et al., 2018; Patriarca et al., 2018). Une question clé reste délicate à résoudre: comment doter les systèmes et notamment les architectures de pilotage des CPPS de caractéristiques et de capacités de résilience intégrées lors de la conception ? (Bagchi et al., 2020). Il s'agit d'une question de recherche difficile et ouverte à laquelle cette thèse tente de contribuer.

Dans ce contexte, des approches sont développées pour assurer la résilience dans les CPPS. Ces approches s'inscrivent dans le cadre de l'« *ingénierie de la résilience* » (Hollnagel et al., 2006). L'objectif de l'ingénierie de la résilience est de fournir des outils pour gérer de manière proactive les risques techniques, opérationnels, et organisationnels, y compris la gestion des risques d'entreprise (Bromiley et al., 2015). Cette gestion considère à la fois la complexité des systèmes et la variabilité des performances (Patriarca et al., 2018).

Les approches de l'ingénierie de la résilience a été largement et profondément étudiée dans les chaînes logistiques (Hosseini et al., 2019). Cependant, les recherches sur la résilience d'un système industriel, c'est-à-dire un seul maillon de la chaîne logistique, ont été comparativement rares et principalement axées sur des questions organisationnelles (Allen & Davis, 2010), plutôt que sur des modèles quantitatifs (Caputo et al., 2019), avec une connaissance limitée de la nature de la résilience au niveau des opérations de l'entreprise (niveau opérationnel) (Essuman et al., 2020). Les chercheurs ont étudié différents sujets de résilience, y compris la résilience des structures de l'architecture de pilotage (Moghaddam & Deshmukh, 2019), la résilience de système de production (et/ou de fabrication) (Caputo et al., 2019; Gu et al., 2015), ou encore la résilience d'une opération et/ou de processus (Dinh et al., 2012; Schattka et al., 2016).

1.3.2. Résilience opérationnelle dans les systèmes cyber-physiques de production

L'intégration de la résilience pour améliorer la réactivité d'un système aux perturbations et aux risques dans les processus de production et au niveau de la gestion des opérations a fait émerger le concept de "*resilience opérationnelle*". Ce concept fait référence à la capacité d'un système de se rétablir et de maintenir la continuité des flux des opérations de production face à des perturbations inattendues ou incontrôlables (McFarlane et al., 2018).

L'intégration de la résilience opérationnelle dans la conception et le pilotage des systèmes complexes, parmi lesquels les CPPS, est une question de recherche ouverte. Dans cette section, nous essaierons d'y apporter des éléments de réponse, et ce en identifiant les principales méthodologies et approches existantes pour intégrer et améliorer la résilience opérationnelle dans les CPPS.

Dans le contexte des CPPS, un système est dit résilient quand il est capable d'identifier la perturbation, de réagir pour atténuer l'impact relatif, de prédire les perturbations futures et d'apprendre des expériences passées (Srinivasan et al., 2016). A cet égard, les chercheurs développent et proposent des stratégies et des méthodes pour intégrer la résilience opérationnelle d'un système donné et donc la récupération de ses performances face à des perturbations.

La résilience opérationnelle dans les CPPS n'est pas une capacité momentanée qui se révèle quand une perturbation entraîne des pertes dans le système, mais plutôt un processus qui intègre la façon dont un système fonctionne avant, pendant et après l'arrivée de la perturbation (Linkov et al., 2019). Par ailleurs, son intégration fait référence au développement de cadres/modèles, d'approches/méthodes pour modéliser, analyser, et évaluer la résilience du système dans son environnement opérationnel (Bromiley et al., 2015; Patriarca et al., 2018). L'intégration de la résilience opérationnelle dans les CPPS est insuffisamment explorée. Elle est principalement axée sur des questions organisationnelles (Allen & Davis, 2010), plutôt que sur des modèles quantitatifs au niveau des opérations de l'entreprise (Attajer, Chaabane, et al., 2022, Caputo et al., 2019, Essuman et al., 2020). Ainsi, aucune démarche consensuelle n'a été formalisée pour améliorer la résilience opérationnelle dans les CPPS (Patriarca et al., 2018).

L'un des principaux défis de l'intégration de la résilience opérationnelle est d'articuler les différents niveaux et dimensions qui peuvent contribuer à son amélioration. (McFarlane et al., 2018) proposent un cadre pour assurer la résilience opérationnelle dans les processus décisionnels pour le pilotage des opérations dans le CPPS. Ce cadre est basé sur quatre dimensions :

- La prise de conscience (*Awareness*) qui fait référence aux perturbations potentielles passées ou futures ;
- La préparation (*Preparation*) qui représente la prédiction des perturbations potentielles ;
- La gestion (*Management*) qui fait référence à la prise de décision et au traitement de l'information à mettre en place pour gérer la perturbation ;
- La réponse (*Response*) qui fait référence aux actions qui peuvent être prises pour faire face à la perturbation.

Ces dimensions reflètent également les étapes chronologiques associées à la gestion des perturbations, la prise de conscience et la préparation représentent les actions avant l'apparition d'une perturbation. Tandis que la gestion et la réponse représentent les actions pendant et après la perturbation. De plus, quatre niveaux sont définis pour soutenir chacune des dimensions. Une dimension donnée est dite de niveau 0 si l'on constate peu ou pas d'appréciation directe des perturbations dans les opérations. Le niveau 1 fait référence à une appréciation générale des perturbations potentielles, tandis que le niveau 2 représente une compréhension quantitative détaillée des perturbations. Enfin, le niveau 3 fait référence à une approche basée sur l'apprentissage en temps réel pour intégrer et améliorer la résilience.

D'autres travaux proposent des modèles mathématiques et des approches quantitatives. (Caputo et al., 2019) proposent une méthode quantitative composée de sept étapes pour modéliser, intégrer et évaluer

la résilience opérationnelle dans un système de production, et ils utilisent une fonction de capacité de production qui dépend du temps. (Youn et al., 2011) proposent une approche à trois niveaux. Le premier niveau concerne le problème d'allocation pour intégrer les décisions concernant la fiabilité, l'efficacité et la redondance des composants. Le deuxième niveau s'appuie sur l'optimisation de la fiabilité pour déterminer la conception optimale des composants. Le troisième niveau établit le pronostic pour permettre d'assurer l'efficacité et la fiabilité de l'allocation du premier niveau. (Hu et al., 2013) discutent des stratégies de contrôle optimales pour atteindre la résilience. Ils suggèrent un modèle mathématique pour intégrer la résilience opérationnelle dans un système de production. Finalement, (Farid, 2015) utilise la théorie des graphes pour intégrer et quantifier la résilience des services dans un système de production flexible.

La revue de la littérature de (Hosseini et al., 2016) souligne que les modèles quantitatifs pour intégrer et évaluer la résilience opérationnelle sont moins explorés, en particulier dans les systèmes de production. Ce résultat est identifié ainsi comme un axe de recherche inexploré. Le même constat a été confirmé aussi dans la revue de la littérature de (Righi et al., 2015). Ils ont souligné que les méthodes quantitatives, telles que la modélisation mathématique et la simulation, n'ont pas été suffisamment développées ce qui devrait faire l'objet d'une attention particulière.

1.4. Positionnement et conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les concepts relatifs au CPPS, aux perturbations, à la résilience, et à la résilience opérationnelle. L'analyse de la littérature (Voir Chapitre 2) souligne que le pilotage des CPPS nécessite un changement de paradigme, des architectures centralisées aux architectures distribuées. Ce basculement est considéré comme un moyen nécessaire pour améliorer la résilience opérationnelle du système. Une telle exigence est permise par l'avènement de la quatrième révolution industrielle, qui favorise l'émergence d'objets de production (e.g., machines, produits, dispositifs de stockage et de manutention) qui ne sont plus inertes ou passifs mais plutôt dotés d'un certain niveau d'intelligence (e.g., stockage de données embarquées, traitement de l'information, prise de décision, communication avec d'autres objets).

Dans le cadre de cette thèse, nous nous intéressons à la prise de décision distribuée sur les produits intelligents, la représentation, la collecte, le stockage, l'utilisation, et la réutilisation des connaissances explicites pour contribuer à intégrer la résilience opérationnelle dans le pilotage des CPPS. Les systèmes basés sur la gestion des connaissances en tant que systèmes d'aide à la décision peuvent contribuer à définir, caractériser, et modéliser la résilience opérationnelle.

A cet effet, nous nous basons sur l'immunité biologique comme étant un système qui implique un ensemble des principes et des mécanismes génériques, intégrés, et hautement résilients aux menaces biologiques. Nous cherchons à démontrer que l'immunité biologique peut offrir un modèle de conception permettant de développer des systèmes de pilotage distribué et à base de connaissances, garantissent ainsi l'intégration de la résilience opérationnelle dans la conception d'une architecture de pilotage. Cela répond aux limites de la littérature synthétisées dans le présent chapitre, et apporte des réponses aux "Grands défis pour l'industrie du futur" décrits dans (Cardin et al., 2016; Esmailian et al., 2016; Monostori et al., 2016; Panetto et al., 2019; L. Wang et al., 2015). Ces défis et les réponses apportées dans ce mémoire sont les suivants :

- **Défi 1 - Pilotage des systèmes de production (CPPS) :** la conception et le développement d'architectures de pilotage distribués et basées sur des principes de "biologisation" issus de l'étude du système immunitaire biologique (Byrne et al., 2018), afin d'intégrer l'intelligence décisionnelle aux produits.
- **Défi 2 - Systèmes de production (CPPS) résilients :** la réalisation de systèmes d'analyse, de modélisation, de pilotage et d'apprentissage des décisions pour améliorer la résilience opérationnelle dans les CPPS.
- **Défi 3 - Gestion des connaissances :** la réalisation de systèmes de modélisation, de structuration, et de gestion des connaissances sur les perturbations.
- **Défi 4 – Prise de décision :** le développement de mécanismes décisionnels multicritères pour permettre aux produits intelligents de faire face aux perturbations opérationnelles et aux risques associés.

Chapitre 2. Analyse de la littérature : Pilotage des systèmes cyber-physiques de production et principes immunitaires

RÉSUMÉ

L'objectif de ce chapitre est de présenter une synthèse de l'état de l'art sur les différents éléments que nous proposons dans le cadre de cette thèse pour répondre aux "Grands défis pour l'industrie du futur" décrits dans le [Chapitre 1](#). Dans un premier temps, nous présenterons une analyse de la littérature sur les méthodologies et les approches de pilotage distribué dans CPPS. Nous soulignerons leurs limites respectives, et nous mettrons en avant les apports du pilotage distribué à base de produits intelligents. Dans un deuxième temps, nous présenterons une analyse de la littérature sur les mécanismes décisionnels. Nous nous intéresserons plus particulièrement aux mécanismes décisionnels multicritères notamment la méthode AHP « *Analytic Hierarchy Process* ». L'objectif est de souligner les limites existantes par rapport à la prise de décision et la gestion des connaissances décentralisées en général, et distribuées sur les produits intelligents en particulier. Finalement, nous présenterons un état de l'art sur les principes de "biologisation" issus de l'étude du système immunitaire biologique. L'objectif étant de présenter les principaux concepts, caractéristiques, et mécanismes immunitaires adaptés pour le pilotage des CPPS. La synthèse bibliographique sur l'immunité biologique et les différents systèmes immunitaires artificiels dans ce chapitre confirme l'intérêt de l'immunité biologique pour l'intégration de la résilience opérationnelle dans le pilotage des CPPS en environnement perturbé.

2.1. Pilotage distribué des systèmes de production

L'avènement des nouvelles technologies d'information et de communication TIC (Information and Communications Technology ICT) a joué un rôle important dans la distribution et la décentralisation des systèmes de pilotage. Dans les architectures distribuées, le pilotage est distribué sur plusieurs entités décisionnelles, chacune dotée de capacités d'autonomie, de coopération et de communication afin de bien contrôler les systèmes de production. Les architectures distribuées sont basées sur la répartition de l'information et de la décision sur un ensemble d'objets et de ressources de production (Trentesaux, 2009).

Plusieurs classifications des architectures de pilotage distribué ont été proposées et discutées dans la littérature. (Trentesaux, 2009) propose une classification en 3 classes : (1) totalement hiérarchiques, (2) semi-hétérarchiques, et (3) totalement hétérarchiques (voir Figure 3).

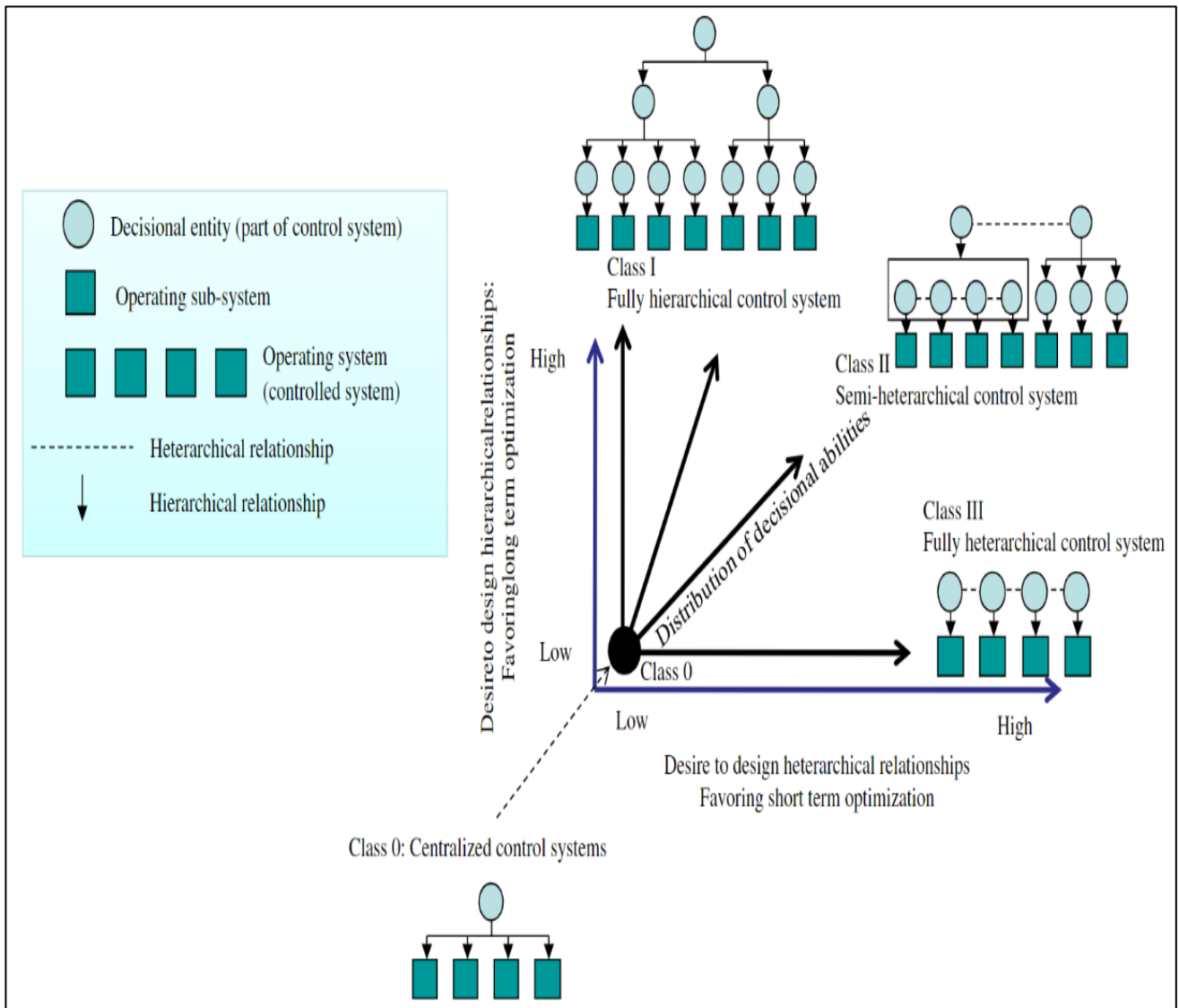


Figure 3. Distribution des capacités décisionnelles des systèmes de pilotage centralisé aux systèmes de pilotage distribué/décentralisé (Trentesaux, 2009).

2.1.1. Architectures de pilotage hiérarchiques

Dans les architectures hiérarchiques, les systèmes sont basés sur des relations verticales maître-esclave entre les entités décisionnelles et à différents niveaux de pilotage hiérarchique (voir [Figure 3 - Class 1](#)). Les entités des niveaux inférieurs sont davantage alignées sur les ressources et les activités de production et fournissent des informations aux entités décisionnelles des niveaux supérieurs. Sur la base de ces informations, les entités décisionnelles des niveaux hiérarchiques supérieurs contrôlent les entités des niveaux inférieurs ([Trentesaux, 2009](#)).

Le principal avantage de cette architecture réside dans sa robustesse et sa prévisibilité. En général, la distribution hiérarchique consiste à distribuer le pilotage global en sous-problèmes hiérarchiquement dépendants. La résolution du problème global est alors ramenée à une résolution successive de sous-problèmes, de dimension et de complexité acceptables ([Pujo & Kieffer, 2002](#)). Ce choix permet d'avoir une vue globale pour les niveaux supérieurs, ce qui est très efficace pour une optimisation à long terme.

Certaines limites des architectures hiérarchiques peuvent être formulées notamment par rapport à la réaction aux perturbations, à la maintenance du système de décision, et l'accessibilité au système d'information. ([Van Brussel et al., 1998](#)) soulignent la difficulté d'ajouter, de supprimer, ou de modifier des ressources. ([Krothapalli & Deshmukh, 1999](#)) montrent que la panne de l'entité centrale (le contrôleur de haut niveau) génère l'arrêt total du système. Ainsi, ([Dilts et al., 1991](#)) notent la difficulté de mettre à jour la conception de la structure des architectures hiérarchiques. Si la planification hiérarchique permet d'obtenir des plans de production précis dans des conditions stables; dans des situations dynamiques, comme la panne d'une ressource, des déviations importantes du plan prédéterminé peuvent se produire. De plus, si la déviation par rapport au plan initial atteint un certain degré, une replanification de l'ensemble des ressources est nécessaire. Parmi les grands reproches faits aux architectures hiérarchiques, on peut citer la réaction à une perturbation imprévue qui rend la planification pour le contrôleur de niveau supérieur invalide ([Trentesaux, 2009](#)). Ceci limite les capacités de flexibilité, d'efficacité, et d'adaptabilité de ce type d'architecture en présence de perturbations.

2.1.2. Architectures de pilotage hétéarchiques

Dans ces architectures, le pilotage est partagé entre plusieurs entités décisionnelles dotées de capacités d'autonomie et de coopération afin de mener à bien le pilotage des systèmes de production.

Dans les architectures de pilotage totalement hétéarchiques, aucune hiérarchie ne peut être identifiée entre les entités décisionnelles (voir [Figure 3 - Class 3](#)). L'hétéarchie est une décentralisation complètement « horizontale » du pilotage. Par conséquent, toutes les entités jouissent d'un degré élevé

d'autonomie et de coopération et elles se situent au même niveau fonctionnel. Les entités décisionnelles doivent alors s'auto-organiser pour assurer des tâches globalement cohérentes (Pujo & Kieffer, 2002). Ces caractéristiques rendent le système facilement extensible et permettent de réagir rapidement aux perturbations au lieu de perdre du temps dans le transfert d'informations et de décisions de pilotage par des entités décisionnelles supérieures. Ainsi, les architectures hétérarchiques sont mieux adaptées aux environnements dynamiques dans lesquels de nombreux changements peuvent avoir lieu.

Malgré ces avantages, les systèmes hétérarchiques ont cependant des limites. Le principal problème rencontré est l'effort accru nécessaire pour coordonner les différents éléments ; chaque élément essaie d'atteindre ses propres objectifs, ce qui conduit à une optimisation globale réduite parce que la prise de décision est locale et autonome, sans vue globale sur le système (Trentesaux, 2009). Par conséquent, dans ces systèmes, un alignement des objectifs des entités décisionnelles est nécessaire pour que ceux-ci puissent atteindre collectivement l'objectif du système de production.

Pour mettre en pratique un pilotage totalement hétérarchique, les paradigmes et technologies généralement utilisés sont les systèmes multi-agents (Multi-Agent System MAS) (Boes & Frédéric, 2017; Borangiu et al., 2015), le pilotage holonique (Cardin et al., 2018), et le pilotage par le produit (Derigent et al., 2020; Sallez, 2012). En plus de la coordination, ce type d'architecture de pilotage nécessite un protocole d'interaction basé sur les concepts de coopération.

2.1.3. Architectures de pilotage semi-hétérarchiques

La volonté d'intégrer à la fois des mécanismes hiérarchiques et hétérarchique dans une architecture de pilotage distribué est considérée comme une caractéristique essentielle des architectures semi-hétérarchiques (ou hybrides) (voir Figure 3 - Class 2). Ces approches tentent de combiner les avantages de l'approche centralisée et de l'approche distribuée (Grundstein et al., 2013). Par conséquent, les approches semi-hétérarchiques présentent un certain degré de hiérarchie et de pilotage par des entités supérieures, ainsi qu'une autonomie des entités pour leur permettre de prendre des décisions elles-mêmes dans certaines situations. Les approches semi-hétérarchiques sont généralement modélisées et mises en œuvre à l'aide du paradigme holonique (Giret et al., 2017).

Le pilotage holonique, introduit par (Koestler, 1969), met en œuvre un système qui repose sur un ensemble d'entités autonomes, intelligentes, flexibles et distribuées dites « holons ». Un holon peut faire partie d'un autre holon. La technologie utilisée pour modéliser un holon comprend des entités constituées à la fois d'une partie logicielle et d'une partie matérielle. Un système holonique est une organisation de holons coopérant afin de réaliser un objectif commun et qui intègrent l'ensemble des activités de production et ceci afin d'assurer des meilleures performances en terme d'agilité, de flexibilité, d'adaptabilité, et de résilience (Cardin et al., 2018).

Le concept holonique a été mis en œuvre dans plusieurs travaux et a donné lieu à des applications d'architectures décentralisées. Dans la section suivante, nous examinerons les approches décentralisées existantes dans la littérature. Le lecteur peut se référer à (Cardin et al., 2018) pour une analyse plus approfondie de l'évolution des architectures de pilotage distribué dans les systèmes de production.

2.1.4. Exemples des architectures distribuées dans le pilotage

La première architecture holonique de référence qui a été décrite dans la littérature est PROSA (Van Brussel et al., 1998). Cette architecture définit quatre types de holons : '*resource*', '*product*', '*order*' et '*staff*'. Un holon '*resource*' contient la ressource ainsi qu'une unité de traitement qui contrôle la ressource. Un holon '*product*' détient la connaissance sur le produit et les plans de production permettant d'aboutir à ce produit. Un holon '*order*' représente les informations sur les commandes clients et les tâches de production du produit. Ces holons de base sont assistés par l'holon '*staff*' qui coordonne entre les différents holons afin d'éviter les conflits. En présence d'une perturbation (e.g., panne), le holon '*resource*' informe les autres holons pour déclencher un mécanisme de coordination afin de réaliser seulement les holons '*order*' les plus prioritaires. Le holon '*staff*' a pour but de résoudre les conflits entre les autres holons afin d'améliorer la performance globale. Bien que les autres holons soient autonomes, ils suivent généralement les recommandations du holon '*staff*'. Ainsi, la performance globale est évaluée par le holon '*staff*'.

L'architecture PROSA a été améliorée pour devenir ARTI (Activity Resource Type Instance) (Valckenaers, 2020). Dans cette architecture, les holons '*order*' deviennent des instances d'activité '*Activity instances*', les holons '*product*' deviennent des types d'activité '*Activity type*', et les holons '*resource*' sont subdivisés en instances '*Resource instances*' et en types '*Resource type*'. La prise de décision devient une caractéristique de haut niveau.

PROSIS (Product, Resource, Order, Simulation for Isoarchy Structure) a été conçu pour offrir une architecture totalement hétérarchique en utilisant le concept d'isoarchie (Pujo et al., 2009). Une isoarchie est une architecture ne contenant aucun lien hiérarchique de subordination entre les holons. Par conséquent, tous les holons ont exactement le même pouvoir dans le mécanisme de prise de décision. Par rapport au PROSA, le holon '*Staff*' a été remplacé par le holon '*Simulation*' qui vise à simuler l'évolution du système de production en observant l'état actuel du système et en analysant les différentes interactions entre tous les autres holons.

HCBA (Holon Component Based Architecture) est une architecture basée sur la fusion du système multi-agents (MAS) et du système de production holonique (HMS) (Chirn & McFarlane, 2000). Cette architecture est composée de 2 types de composants : le composant ressource et le composant produit. Le composant produit est composé d'une partie physique et d'une partie informationnelle. La partie

physique représente les matériaux, les pièces et les palettes. La partie informationnelle est composée d'agents virtuels avec des rôles spécifiques pour contrôler la planification de la production, y compris le pilotage du routage, le pilotage du processus, l'acquisition d'informations et la prise de décision.

ADACOR (ADAPtive holonic COntrol aRchitecture) est une référence holonique pour le système de production distribué, les quatre holons proposés dans ADACOR sont : *'Product'*, *'Task'*, *'Operational'* et *'Supervisor'* (Leitão & Restivo, 2006). Afin de maximiser les performances globales, ADACOR utilise le holon *'Supervisor'* pour basculer d'une architecture hiérarchique à une architecture hétérarchique. En cas de perturbation, les holons s'appuient sur leurs mécanismes d'apprentissage pour réagir (fonctionnement hétérarchique). Lorsque le système est stable, le *'Supervisor'* restreint le pouvoir et la flexibilité des autres holons (fonctionnement hiérarchique). A noter qu'une variante de l'architecture ADACOR a également été introduite dans (Barbosa et al., 2015) sous le nom d'ADACOR². Cette architecture est une évolution de l'architecture ADACOR, et elle intègre un mécanisme d'auto-organisation. Ce mécanisme est inspiré par les théories biologiques et évolutionnistes.

Les architectures de pilotage holoniques dynamiques (dynamic HCA) constituent l'une des tendances actuelles les plus prometteuses de la littérature (Cardin et al., 2017). Ce type d'architecture fournit des mécanismes d'auto-adaptation et améliore l'agilité du système de pilotage. Les mécanismes de commutation et de basculement entre les modes prédictif et réactif adaptent dynamiquement la structure du système aux perturbations de la production.

L'architecture ORCA est une architecture qui possède deux modes de fonctionnement : le mode normal et le mode perturbé (Pach et al., 2014). Les entités dans ORCA sont composées d'un optimiseur local et d'une partie physique (e.g., un robot, un sous-système de transport, un produit, une machine). Si une entité détecte une perturbation, l'architecture passe en mode perturbé afin de contrôler complètement le comportement de l'entité perturbée. L'optimiseur local est responsable de l'optimisation, qui est locale et réactive pour déterminer les meilleures stratégies de réaction.

Dans le [Tableau 1](#), nous présentons les architectures de référence de pilotage distribué, leurs caractéristiques, et les mécanismes utilisés pour la gestion des perturbations.

D'après l'analyse de l'état de l'art reportée dans le [Tableau 1](#), nous soulignons que la plupart des travaux traitent uniquement des types de perturbations bien spécifiques (e.g., pannes machines). De plus, très peu d'architectures considèrent plusieurs types de perturbation à la fois. Aussi, nous notons qu'il n'existe pas de mécanisme décisionnel de pilotage distribué qui présente des concepts génériques permettant de prendre en compte plus d'un type de perturbation à la fois et donc susceptible d'améliorer la résilience opérationnelle du système face aux différents changements imprévus (Bayar et al., 2016,

[Darmoul et al., 2013](#)). Souvent les perturbations sont prises en compte de façon limitée. Ceci s'explique par le fait que, par définition, ces architectures reposent sur un nombre réduit de décisions. L'effort se concentre principalement sur le développement de protocoles d'interaction (e.g., coopération, coordination, négociation) entre les entités concernées au détriment de mécanismes génériques dédiés à l'intégration de la résilience opérationnelle dans le système de production.

De surcroît, les architectures présentées ne sont pas intégrées dans le sens où elles ne prennent pas tout le processus de gestion de perturbation. Ainsi, la plupart des architectures distribuées s'intéressent plus à la réaction plutôt que de déterminer les effets de la perturbation sur les flux de travail, l'organisation prédéfinie et les performances attendues. Les architectures discutées dans le [Tableau 1](#) n'évoquent pas la notion de capitalisation des connaissances afin de faciliter leur réutilisation et accélérer la réponse et la réaction du système en présence de perturbations. De manière générale, dans la littérature, seules quelques approches traitent de la structuration des connaissances liées aux perturbations ([Bayar et al., 2018](#)).

Finalement, seules quelques architectures ont réussi à doter les produits de capacités leur permettant de jouer un rôle actif afin de réagir aux perturbations et aux risques associés de manière autonome, adaptative et résiliente, tout en maintenant les performances du système de production à des niveaux acceptables.

Tableau 1. Gestion des perturbations dans les architectures de référence distribuées/décentralisées

Architecture	Composants de l'architecture	Interaction	Types de perturbations	Gestion des perturbations	Action de contrôle	Fonctions exécutées
PROSA (Van Brussel et al., 1998)	- Holon 'Product' - Holon 'Resource' - Holon 'Order' - Holon 'Staff'	L'interaction est décrite en donnant quelques scénarios qui sont modélisés à l'aide du diagramme de collaboration d'UML.	- Panne de machine - Outil manquant	Si une ressource tombe en panne, le holon 'Resource' informe les holons 'Order' pour qu'ils renégocient entre eux. Les commandes les plus prioritaires peuvent continuer, et la perturbation n'affecte que les commandes moins importantes.	Attribution des tâches aux ressources	Réaction
HCBA (Chim & McFarlane, 2000)	- Composante de ressource - Composant de produit	Le composant coordinateur génère dynamiquement une interaction directe entre les produits et les ressources	- Défaut dans une machine - Un défaut dans un produit	Pour le défaut de machine : L'holon 'Resource' envoie l'information d'erreur à l'holon 'Product' qui est capable de prendre une action et de vérifier à l'avance l'effet potentiel sur lui-même et d'empêcher la propagation de la perturbation. Pour le défaut de produit : L'holon 'Product' rapporte les informations sur le défaut à l'holon 'Resource' concerné, qui a causé le défaut du produit, afin de fournir des informations de diagnostic supplémentaires à l'holon 'Resource'.	Réordonnement des ordres d'exécution des pièces	Evaluation, Propagation, Réaction
ADACOR (Leitão & Restivo, 2006)	- Holon 'Product' - Holon 'Task' - Holon 'Operational' - Holon 'Supervisor'	Les holons 'Product' interagissent directement avec les holons 'Task' et indirectement avec les holons 'Operational' et 'Supervisor' à l'aide de diagrammes de séquence UML.	Défaillance de la machine qui provoque la destruction de la pièce traitée	Les holons d'ADACOR sont capables d'élaborer des plans de produits ou de prévoir l'apparition de perturbations futures. Lorsqu'une perturbation se produit dans le système, les holons 'Operational', qui détectent la perturbation, interagissent avec les holons 'Supervisor' pour propager le besoin de réorganisation, et avec les holons 'Task' pour réaliser un plan alternatif.	Réorganisation et établissement de plans et d'ordonnement optimisés	Détection, Evaluation, Propagation, Réaction
PROSIS (Pujo et al., 2009)	- Holon 'Product' - Holon 'Resource' - Holon 'Order' - Holon 'Simulation'	Interaction avec une communication directe telle que l'envoi et la réception de messages ou via un protocole de communication commun.	- Panne de machine - Produit défectueux - Priorité donnée à un autre ordre de fabrication	En cas de panne, l'entité de contrôle autonome (ACE), qui est associée à chaque ressource, arrête la négociation. L'opérateur intervient et remet la ressource en service. Son ACE peut à nouveau participer à la négociation et elle reçoit un nouvel "Appel à Proposition".	Réorganisation de la séquence des tâches de production	Evaluation, Réaction
ORCA (Pach et al., 2014)	- Couche de contrôle global - Produit intelligent : partie physique et couche de contrôle local	Protocol de communication : Modbus/TCP protocol	Les perturbations affectant l'acheminement du produit, comme l'indisponibilité des machines.	Si un optimiseur local détecte une perturbation, l'architecture passe en mode perturbé pour contrôler complètement le comportement de l'entité perturbée en utilisant l'optimisation locale et réactive.	Choisir la meilleure machine, Trouver le chemin le plus rapide	Détection, Réaction
ADACOR ² (Barbosa et al., 2015)	- Holon 'Product' - Holon 'Task' - Holon 'Operational' - Holon 'Supervisor'	Les holons 'Product' interagissent directement avec les holons 'Task' et indirectement avec les holons 'Operational' et 'Supervisor' à l'aide de diagrammes de séquence UML.	- Défaillances du poste de travail - Commande urgente	Le holon 'Supervisor' (SH) détecte les perturbations en utilisant ses algorithmes connus tels que l'optimisation par essaims de particules et l'algorithme génétique. Le holon 'Operational' (OH) collecte et échange des informations avec d'autres OH, calcule le make span et le partage avec les autres Oh. La meilleure solution est automatiquement utilisée	Réorganisation de l'atelier, Réaffectation, Établissement d'ordonnement optimal	Détection, Evaluation, Propagation, Réaction
ARTI (Valckenaer, 2020)	- Instances d'activité - Type d'activité - Instances de ressource - Type de ressource	Le protocole NEU (Next Execute Update) est utilisé pour l'interaction entre une instance d'activité et son type d'activité.	- Panne de machine - Outil manquant	Approche inspirée du comportement de recherche de nourriture des fourmis et composée de trois éléments : l'agent, la fourmi et l'environnement. Lorsque la performance estimée de la solution actuelle s'est détériorée en raison d'une perturbation, les fourmis exploratrices choisissent au hasard une étape d'activité candidate ou un mouvement vers un voisin, et elles peuvent être assistées par un holon 'Staff' pour exécuter un algorithme de plus court chemin.	Attribution des tâches aux ressources	Détection, Evaluation, Propagation, Réaction

2.1.5. Pilotage par les produits

Le pilotage par les produits (*Product-Driven Control* PDC) est une variante du pilotage distribué, visant à donner aux produits un rôle actif dans les processus de décision. Le PDC fait référence au concept de "produit intelligent" (Meyer et al., 2009). Les technologies récentes de multi-agents et de l'intelligence artificielle, permettent de doter le produit de capacités de mémorisation, de traitement de l'information et de communication. Le produit prend alors conscience des changements de son environnement en général, et des perturbations en particulier, et peut réagir d'une manière autonome en utilisant les capacités décisionnelles qui lui sont conférées.

Plusieurs références ont suggéré et discuté différentes définitions, classifications, niveaux et cadres d'analyse pour l'intelligence des produits (McFarlane et al., 2013; Meyer et al., 2009; Sallez, 2014; Wuest et al., 2018). Dans (Derigent et al., 2020), les auteurs font le point sur l'évolution des architectures de pilotage holoniques (*Holonic Control Architectures* HCA) au cours des vingt dernières années. Ils expliquent en particulier que les HCA centrées sur le produit interprètent l'intelligence du produit comme étant principalement axée sur la gestion des données et l'interopérabilité pour obtenir une traçabilité de l'évolution du produit tout au long de son cycle de vie. Ils offrent des mécanismes pour récupérer et mettre à jour les données du produit de manière interopérable. De plus, les auteurs soulignent que peu d'approches basées sur les HCA et centrées sur le produit abordent les capacités autonomes et décentralisées d'aide à la décision et de prise de décision lors de la phase de production (Lenz et al., 2020).

Ce constat est confirmé dans (Kovalenko et al., 2019), où les auteurs analysent plusieurs architectures de pilotage multi-agents et holoniques, notamment en ce qui concerne les capacités des agents et des holons de produits à prendre des décisions. Les auteurs soulignent que les travaux existants se concentrent sur la description générale de l'architecture de pilotage, en mettant davantage l'accent sur les exigences de communication et de comportement pour chacun des agents, et moins sur les capacités de prise de décision des agents « produit ». La prise de décision des agents « produit » est trop souvent réalisée par un raisonnement basé sur des règles, ce qui pose des problèmes d'évolutivité. Dans la littérature, peu d'approches ont été développées pour utiliser des mécanismes décisionnels, intelligents, basé sur les connaissances, et distribués sur les agents « produits », un constat qui est mis en avant comme un défi dans (Wuest et al., 2018).

Généralement, les experts des systèmes de production sont généralement plus à l'aise à prendre des décisions qui sont directement liées à la performance du produit, car elles sont directement liées à la satisfaction du client (Sallez, 2012). Cependant, ils sont moins à l'aise avec les décisions et les performances qui sont orientées vers les ressources et les systèmes de file d'attente (Sallez, 2012). Ce

point motive notre approche visant à modéliser une architecture de pilotage distribué à base des produits intelligents. Cette architecture permet de doter les produits par des capacités décisionnelles pour gérer des perturbations et des risques opérationnels d'une manière réactive et adaptable au contexte du système de production. Ainsi, elle permet de structurer des modèles de connaissances permettant aux produits intelligents de capitaliser sur les cas de perturbations et sur les décisions prises pour y réagir.

Dans la section suivante, nous examinerons la littérature associée aux mécanismes décisionnels distribués visant à prendre en compte et gérer les perturbations dans les CPPS. L'objectif est de souligner les limites existantes par rapport à la prise de décision et la gestion des connaissances par les produits intelligents.

2.2. Prise de décision distribuée pour gérer les perturbations

La gestion des perturbations dans la planification et le pilotage consiste à traiter dynamiquement les perturbations (Cauvin et al., 2009). Le manque de réactivité des architectures centralisées et hiérarchiques limite la capacité de ces architectures à contribuer à la gestion efficace des perturbations. D'où l'intérêt des chercheurs et des industriels pour la distribution des décisions de pilotage sur les entités de production (Trentesaux, 2009).

De point de vue prise de décision, la gestion efficace des perturbations dans les CPPS nécessite l'élaboration des mécanismes capables de réagir rapidement aux changements opérationnels imprévus et pallier les perturbations, en vue d'améliorer la résilience opérationnelle du système. Les efforts entrepris dans ce sens proposent des solutions en fonction des objectifs prédéfinis et de l'environnement courant de système de production, perçu au travers des systèmes d'information, chaque fois qu'une décision doit être prise. Dans la littérature, de nombreux travaux ont proposé des approches pour prendre en compte et gérer efficacement les perturbations opérationnelles via le développement des mécanismes décisionnels pro-actifs, réactifs, et distribués sur les entités de système.

2.2.1. Mécanismes décisionnels pro-actifs et réactifs

Les approches pro-actives reposent sur l'utilisation de systèmes d'ordonnancement systèmes pro-actifs capables d'anticiper l'occurrence de perturbations en produisant des plans de récupération qui pré-intègrent des solutions aux perturbations anticipées. A cet effet, plusieurs approches ont été proposées, à savoir l'ordonnancement robuste (Echsler Minguillon & Stricker, 2020) et les approches par séquence de groupes de tâches permutables (Artigues et al., 2016). Le lecteur peut se référer à l'état de l'art de ces approches présenté dans (Aytug et al., 2005).

Les approches réactives reposent sur un processus à deux étapes. Premièrement, l'élaboration d'un planning représentant le comportement désiré du système de production sur un horizon temporel. Deuxièmement, la mise à jour de planning durant l'exécution en réponse à l'occurrence de perturbations opérationnelles. Des décisions immédiates et locales sont prises en temps réel, généralement basées sur des heuristiques simples (e.g., FIFO « *First In First Out* », SPT « *Shortest Processing Time* ») pour assurer un réordonnement dynamique (Aytug et al., 2005).

Le défi majeur que nous pouvons souligner de ces approches, que ce soit les approches pro-actives et réactives, est l'absence presque totale de connexion entre le pilotage des systèmes de production et les systèmes d'ordonnement en présence des perturbations (Aytug et al., 2005). Ainsi, ces approches ne sont pas génériques et prennent en compte de façon limitée les perturbations. Ceci s'explique par le fait que ces approches reposent sur un nombre réduit de décisions de pilotage, lesquelles sont les décisions d'affectation/réaffectation de ressources, les décisions d'ordonnement/réordonnement, et les décisions de séquençement d'opérations qui pré-intègrent des solutions limitées pour un type particulier de perturbation. De plus, les approches réactives ne sont ni adaptatives, ni auto-apprenantes, ni suffisamment flexibles pour être efficaces dans le contexte de l'industrie 4.0 (Parente et al., 2020).

Le pilotage des systèmes de production englobe les décisions de planification, d'ordonnement, d'allocation et de routage (K. Wu, 2014), et tend à être de plus en plus sensible aux événements en temps réel, ce qui intensifie une tendance déjà existante vers le pilotage en utilisant les technologies récentes d'analyse de données (Parente et al., 2020).

Vu la nature dynamique et des données massives générées par les CPPS, l'intégration d'informations en temps réel a montré ses avantages potentiels dans le processus décisionnel de pilotage (Duan & Wang, 2022; Fernandez-Viagas & Framinan, 2022; Ferreira et al., 2021). L'intégration de données et d'informations dans les approches pro-actives ont fait émerger les approches prédictives. Ces approches tirent profit de l'avantage des données massives collectées dans les systèmes de production. Plusieurs travaux proposent des approches prédictives utilisant l'Intelligence Artificielle (IA) pour résoudre les problèmes d'ordonnement dans des environnements incertains en proposant les meilleures stratégies à mettre en œuvre en fonction des instances spécifiques de perturbations (Esteso et al., 2022; Li et al., 2019; Panzer & Bender, 2022; X. Wang et al., 2022).

Cependant, les techniques de l'IA utilisées font appel à des modèles complexes, de type boîte noire, tels que les réseaux de neurones et les arbres de décision, qui sont plus difficiles à interpréter et à manipuler par les décideurs humains. Les décideurs ne peuvent qu'observer les relations entrée-sortie, sans connaître les raisons ou les processus sous-jacents qui produisent les résultats, ce qui les rend mal à l'aise et peu confiants dans les résultats obtenus. Par conséquent, avec les modèles de type boîte noire,

les décideurs sont contraints de sacrifier la transparence, la traçabilité et la responsabilité en échange de certaines performances attendues dans le traitement de problèmes complexes. En conséquence, malgré leur bon comportement dans certains cas testés, les approches prédictives ne se généralisent souvent pas bien à des scénarios inédits (Ferreira et al., 2021).

Malgré des revues exhaustives des techniques de l'IA et de l'apprentissage automatique appliquées à la planification et au pilotage de la production, plusieurs études récentes n'ont pas réussi à identifier des applications pour promouvoir l'activité des produits intelligents en ce qui concerne les processus de prise de décision et de pilotage (Antons & Arlinghaus, 2022; Bertolini et al., 2021; Bueno et al., 2020; Parente et al., 2020). Ce fait constitue une motivation pour notre thèse visant à développer un mécanisme de pilotage distribué et intégrés aux produits.

2.2.2. Prise de décision par des produits intelligents

La nature des environnements perturbés dans les CPPS motive l'orientation de cette thèse vers le développement des mécanismes décisionnels distribués autonomes dans le but d'accroître la flexibilité, la réactivité, et la résilience (Mack et al., 2015). La prise de décision distribuée contribue à définir, caractériser, et intégrer la résilience opérationnelle dans les CPPS. Comme nous avons vu, le pilotage distribué à base de produits « *Product Driven Control PDC* », est une déclinaison de l'approche distribuée, visant à articuler les diverses activités de l'entreprise autour de produits actifs, capables d'interagir avec les entités et les acteurs qui gravitent autour d'eux (Sallez, 2012). Cette approche peut être développée en utilisant les concepts de système multi-agents, holonique, ou encore bionique (Leitão, 2009; Trentesaux, 2009).

Dans la littérature, de nombreuses recherches se focalisent sur la distribution du pilotage sur des ressources intelligentes. Cependant, peu de recherches discutent de la distribution du pilotage sur les produits intelligents (Antons & Arlinghaus, 2022; Derigent et al., 2020). L'accent est mis davantage sur les capacités de gestion des données intégrées au produit tout au long de son cycle de vie (Sallez, 2012). Les capacités de prise de décision et de pilotage par produits sont moins étudiées, notamment pour leur permettre de réagir aux perturbations et aux risques opérationnels de manière autonome et adaptative, tout en maintenant les performances à des niveaux acceptables.

Par la suite, nous nous intéresserons plus particulièrement aux mécanismes décisionnels multicritères notamment la méthode AHP « *Analytic Hierarchy Process* ». L'objectif est de souligner les limites existantes par rapport à la prise de décision multicritère par les produits intelligents. La sous-section suivante passera en revue des aspects spécifiques de la littérature sur l'AHP dans le PDC.

2.2.3. AHP dans le pilotage par les produits (PDC)

Les problèmes de décision dans les systèmes de production sont multicritères par nature, car les décisions sont rarement évaluées en fonction d'un seul critère (Mateo, 2012). Les impacts en termes de temps, les conséquences en termes de coûts et les résultats en termes de qualité doivent tous être pris en compte lors de la prise de décisions dans la phase de production et de fabrication. Dans la littérature, il existe de nombreuses techniques de prise de décision multicritères (« *Multi Criteria Decision-Making* : MCDM ») (Ehrgott et al., 2005) : AHP, TOPSIS (*Technique for the Order of Prioritisation by Similarity to Ideal Solution*), SMART (*Simple Multi-Attribute Rating Technique*), PROMETHEE (*Preference Ranking Organization METHod for Enrichment of Evaluations*), etc.

Dans le cadre de cette thèse, l'AHP est choisi en raison de sa simplicité, sa facilité d'utilisation et de sa grande flexibilité par rapport aux autres techniques MCDM (Ho & Ma, 2018). AHP est une technique structurée pour organiser et analyser des décisions complexes, basée sur les mathématiques et la psychologie humaine. Elle suscite l'intérêt des décideurs car elle offre un processus d'évaluation et de pondération hiérarchique intuitif, principalement basé sur des comparaisons par paires itératives et séquentielles entre les alternatives disponibles (Saaty, 1994). Les comparaisons séquentielles par paires contribuent à une gestion à échelle humaine de la complexité des problèmes de décision. C'est cette connaissance de la gestion à l'échelle humaine que nous voulons transférer aux produits intelligents pour permettre le PDC.

Dans la littérature sur l'AHP, (Trentesaux et al., 1998) ont proposé un AHP interfacé avec des experts humains pour gérer des objectifs conflictuels dans un problème d'allocation de tâches opérationnelles. Dans (Ounnar & Ladet, 2004; Ounnar & Pujo, 2012; Pujo et al., 2009), les auteurs développent une architecture holonique de pilotage de production nommée PROSIS (*Product, Resource, Order, Simulation for Isoarchy Structure*). Dans cette architecture, AHP a été distribué uniquement sur des holons de ressources pour permettre une meilleure affectation des produits sur les ressources en présence des perturbations de type « panne machine ».

(Derigent et al., 2017) proposent un algorithme en deux étapes basé sur AHP pour gérer les pannes de machine inattendues. La première étape détermine le type de stratégie que le produit devrait adopter, tandis que la deuxième étape sélectionne la ressource la plus appropriée pour répondre aux exigences du produit. Les experts humains évaluent les critères, cependant les évaluations des décisions sont confiées aux produits par le biais de fonctions de préférence. Malheureusement, ces fonctions de préférence ne sont pas adaptatives, ce qui limite la capacité du système à répondre aux changements dynamiques.

D'après cette analyse, nous constatons que bien que la technique AHP ait été largement étudiée dans la littérature (Ho & Ma, 2018; Khaira & Dwivedi, 2018), elle n'a été que très peu utilisée dans le pilotage des systèmes de productions holoniques/multi-agents (Derigent et al., 2020). Aussi, l'AHP n'a pas encore été adapté pour permettre aux produits intelligents d'apprendre à prendre des décisions de pilotage dans des contextes dynamiques et perturbés.

Comme nous l'avons souligné dans cette section, les travaux existants sur la prise de décision décentralisée en général, et distribuée sur les produits intelligents en particulier, sont encore limités. Ces limitations concernent l'intégration et l'amélioration de la résilience opérationnelle en termes de généralité (i.e., prendre en compte plusieurs types de perturbation) et d'intégration (i.e., tenir compte de toutes les fonctions caractérisant la résilience opérationnelle). De plus, la plupart des approches distribuées s'intéressent plus à la réaction plutôt qu'à déterminer les effets de la perturbation sur les flux de travail, l'organisation prédéfinie et les performances attendues (Bayar et al., 2016). Ainsi, la plupart des approches décentralisées dans la littérature n'évoquent pas la notion de capitalisation des connaissances afin de faciliter leur utilisation et leur réutilisation. De manière générale, seules quelques approches traitent la structuration des connaissances liées aux perturbations (Bayar et al., 2018). Enfin, l'analyse de la littérature montre que malgré le développement de plusieurs architectures de pilotage distribuées (e.g., systèmes holoniques, système multi-agents (Leitão et al., 2013, Thomas et al., 2012)) supportées par les technologies cyber-physiques émergentes (Nakagawa et al., 2021), seuls quelques travaux ont réussi à doter les produits de capacités leur permettant de faire face aux perturbations de production de manière autonome, adaptative, et résiliente (Derigent et al., 2020).

2.3. Systèmes immunitaires biologiques et artificiels

Le Système Immunitaire Biologique (*Biological Immune System* : SIB) est un système naturellement doté de mécanismes lui permettant de justifier d'un haut degré de réactivité et d'adaptabilité et capable de réagir et de s'adapter aux menaces biologiques qui affectent l'organisme hôte (De Castro & Timmis, 2002). Ce système suscite un intérêt croissant de la part des chercheurs dont les travaux ont conduit à l'émergence des Systèmes Immunitaires Artificiels (SIA) en tant que paradigme de l'intelligence artificielle. L'immunité biologique a un potentiel intéressant pour apporter des éléments de réponses à plusieurs exigences en matière de gestion des perturbations et d'amélioration de la résilience. L'objectif de cette section est de s'inspirer du système immunitaire pour identifier les principaux concepts, caractéristiques, et mécanismes pour le pilotage distribué des CPPS.

Une présentation détaillée de l'immunité biologique peut être trouvée dans plusieurs ouvrages de référence, tels que (Sadanand, 2009). Le SIB peut servir d'inspiration lors du développement d'un mécanisme de décision pour résoudre un problème industriel car il s'agit en d'un système robuste,

décentralisé, complexe et tolérant aux erreurs (Corus et al., 2018). En effet, le SIB possède de nombreuses caractéristiques intéressantes qui reposent sur plusieurs mécanismes immunitaires, à savoir la détection d'éléments nuisibles, la propagation du danger, l'identification du danger, la coordination, la réaction, l'évaluation, et la mémorisation.

2.3.1. Détection et identification des éléments nuisibles

Malgré la complexité du SIB, une vue abstraite de ses principaux composants et interactions est donnée par (Lima et al., 2016) (voir Figure 4). Le SIB implique un ensemble diversifié de cellules et de molécules immunitaires qui travaillent ensemble dans le cadre de réponses immunitaires régulées, coordonnées et collaboratives, pour réagir aux éléments responsables de maladies, appelés agents pathogènes. L'une des principales fonctions du SIB est la capacité de distinguer les éléments qui appartiennent au corps (e.g., cellules, tissus, substances, molécules), appelés « le Soi », et les éléments étrangers et dangereux pour le corps (e.g., virus, bactéries), appelés « le non-Soi ». Cependant, dans le corps certains micro-organismes et microbes, non dangereux, existent et sont bénéfiques pour le corps. Le système immunitaire doit être capable de faire la distinction entre le non-Soi pathogène et le non-Soi qu'il doit tolérer. Les pathogènes sont des éléments "dangereux", internes (i.e., cellules cancéreuses) ou externes (i.e., bactéries et virus) à l'organisme, et dont la structure ou le comportement peut menacer le fonctionnement des cellules de l'organisme.

Les cellules du système immunitaire présentent à leur surface des récepteurs nommés PRR « *Pattern Recognition Receptors* ». Les PRR sont capables d'identifier des portions présentées à la surface des pathogènes nommées PAMP « *Pathogen Associated Molecular Pattern* ». Les PAMP sont des fragments qui sont des substances sécrétées par les pathogènes et qui représentent des empreintes permettant de détecter la présence d'un pathogène (Hofmeyr, 2000).

Selon la théorie de la discrimination Soi/Non Soi (Burnet, 1959; Kindt et al., 2007) et la théorie de la sélection négative (De Castro & Timmis, 2002), le SIB est capable de détecter la présence des pathogènes dans l'organisme. Le pathogène est reconnu par les antigènes (i.e., un ensemble de traits caractéristiques présents à sa surface). Chaque classe d'agents pathogènes possède son propre ensemble d'antigènes caractéristiques. Les cellules immunitaires sont en circulation continue dans l'organisme, ce qui a pour but d'augmenter leur capacité à détecter les antigènes avec succès et à accomplir leurs capacités de reconnaissance. Lorsque les cellules immunitaires détectent des antigènes, elles initient et participent à la réponse immunitaire en activant des cellules immunitaires spécialisées, qui peuvent éliminer les éléments nocifs.

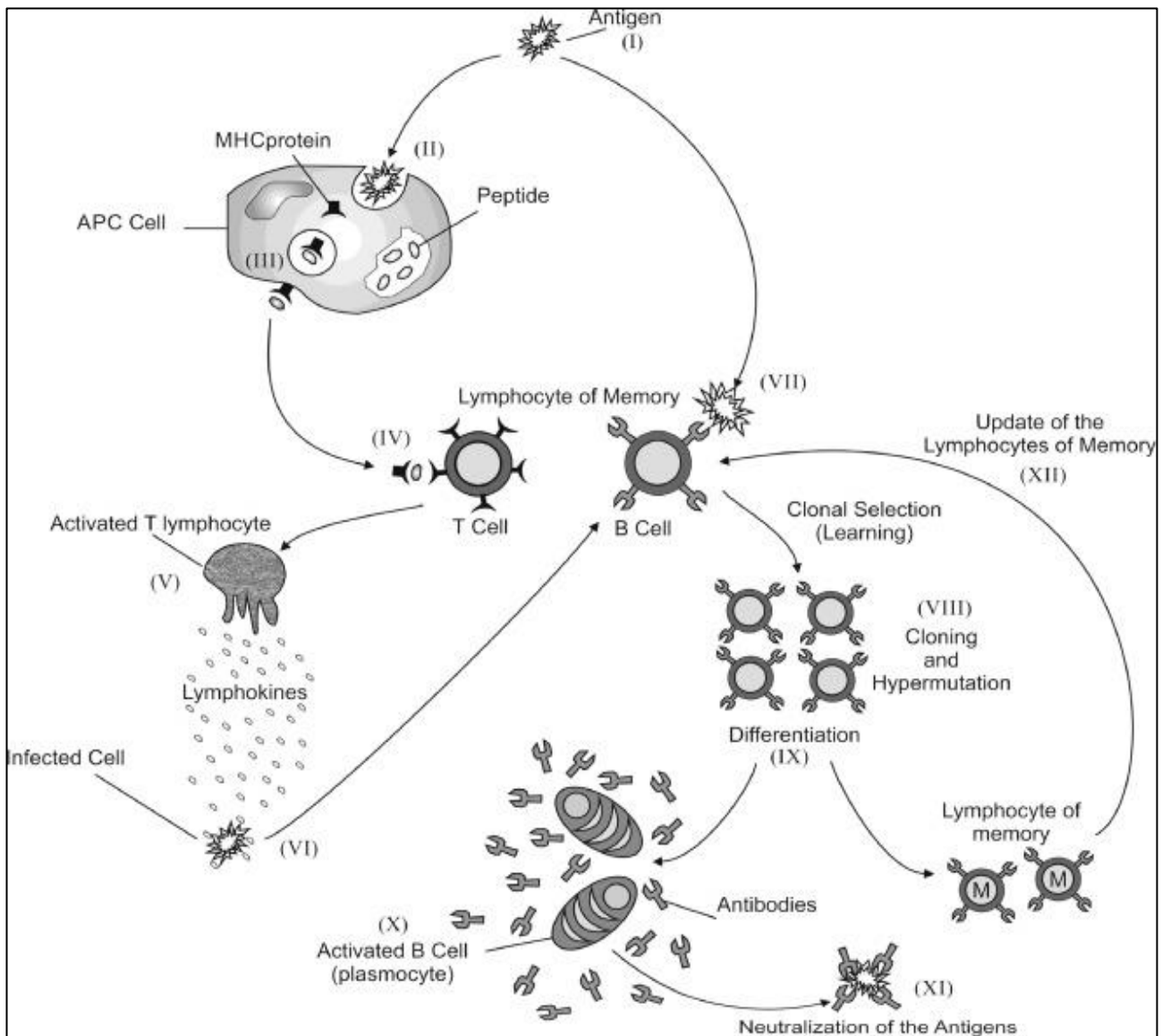


Figure 4. Vue abstraite des principaux concepts et mécanismes biologiques immunitaires (Lima et al., 2016).

2.3.2. Propagation du danger

Le SIB est caractérisé par une prise de décision qui est basée non seulement sur les cellules immunitaires, mais aussi sur les cellules de l'organisme que le système immunitaire est censé protéger (Kim et al., 2007; Matzinger, 1998). Selon cette théorie, le SIB doit être capables de détecter et de réagir au danger généré par le pathogène, plutôt que de détecter et de réagir au Non Soi. Les cellules agressées (i.e., affectées par les pathogènes) guident la réponse immunitaire par la production de signaux de danger qu'elles émettent lorsqu'elles périssent de manière anormale (Aickelin et al., 2003). Ces signaux établissent un périmètre de danger autour de la cellule agressée, au sein duquel les cellules immunitaires qui réussissent à identifier le pathogène sont activées pour le capturer et l'éliminer (Aickelin et al., 2003).

En raison d'une interaction spécifique entre les récepteurs PRR présentés au niveau des cellules immunitaires et les molécules PAMP présentes au niveau des pathogènes, les PAMP apportent un signal de danger aux cellules concernées. Lorsqu'un pathogène pénètre dans l'organisme, il dissémine ses antigènes, qui nuisent au fonctionnement et au comportement normaux des cellules de l'organisme. Grâce aux interactions entre les PAMP et les PRR, les cellules endommagées envoient un signal de danger direct ou potentiel en présentant une zone de danger autour de la cellule endommagée et déclenche une réponse inflammatoire de l'organisme (Matzinger, 1998) (voir Figure 5). Cette inflammation se caractérise par une augmentation du flux sanguin afin d'accroître la quantité de cellules immunitaires qui circulent dans la zone de danger, telles que les lymphocytes B et les lymphocytes T. Le SIB doit identifier rapidement les cellules endommagées et la zone d'infection, afin de localiser et de cibler l'intervention des cellules immunitaires. Par ailleurs, certains pathogènes sont capables d'échapper à la détection et ne se manifestent qu'après avoir infecté des cellules hôtes. Lorsqu'un tel pathogène envahit une cellule de l'organisme, il affecte son fonctionnement (Kindt et al., 2007). Dans ce cas, les cellules infectées manifestent alors à leur surface des récepteurs différents de ceux habituellement affichés (Hofmeyr, 2000), ou ne manifestent plus du tout de récepteurs (Twycross & Aickelin, 2005). Certaines cellules immunitaires spécialisées du SIB sont capables de détecter ce changement dans le comportement des cellules infectées. Elles sont alors activées et procèdent à l'élimination des cellules infectées.

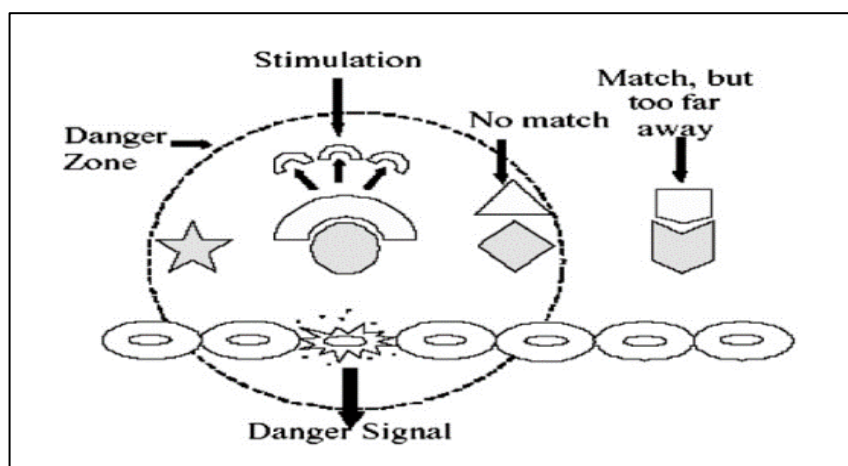


Figure 5. Zone de danger et stimulation des cellules immunitaires (Matzinger, 1998)

2.3.3. Identification et reconnaissance

Le SIB est caractérisé par deux sous-systèmes inter reliés : le Système Immunitaire Biologique Inné (SIBI) et le Système Immunitaire Biologique Adaptatif SIBA. Le SIBA est organisé autour de deux classes de cellules : les lymphocytes B et T, alors que le SIBI est organisé autour d'une plus grande

variété de cellules telles que les cellules dendritiques, les macrophages et les cellules NK (De Castro & Timmis, 2002).

Le SIBI fournit à l'organisme une première ligne de défense rapide pour contrôler l'infection à un stade précoce et pour initier et guider une réponse adaptative, qui est généralement plus lente à se déployer, afin de développer une réponse plus spécifique et mieux adaptée au pathogène (Twycross & Aickelin, 2005). Cette initiation est effectuée grâce à des mécanismes d'identification et de présentation antigénique. En effet, le SIBI est caractérisé par des cellules immunitaires présentatrices d'antigènes dites APC « *Antigen Presenting Cells* », qui détectent le pathogène et le capturent (comme illustré dans les étapes I et II de la Figure 4). Ces cellules décomposent le pathogène détecté pour en extraire ses caractéristiques antigéniques. Les antigènes stimulent les lymphocytes APC de SIBA pour les reconnaître et les identifier. C'est ensuite à ces lymphocytes APC de déterminer si l'antigène peut être toléré ou s'il doit être classé comme nuisible (Hofmeyr, 2000) (étapes III et IV de la Figure 4).

Lorsqu'un antigène est identifié nuisible, les lymphocytes APC jouent un rôle de médiation. Ils orientent la réponse adaptative en activant des cellules immunitaires effectrices, telles que les lymphocytes B. La Figure 5 présente les principaux acteurs d'une réponse immunitaire biologique et illustre les différentes interactions de stimulation. En outre, la théorie du réseau immunitaire stipule que les cellules immunitaires sont capables de se reconnaître et de s'éliminer mutuellement (Jerne, 1973). Cette théorie décrit le SIB comme un réseau autorégulé de molécules et de cellules capables d'interagir, de se stimuler et de se supprimer mutuellement. Ces interactions de stimulation et de suppression contrôlent la prolifération et l'élimination des cellules de ce réseau et régulent la taille et la diversité du réseau de cellules immunitaires.

2.3.4. Coordination et réaction

Dans le cadre des systèmes immunitaires, la théorie de sélection clonale décrit les principales caractéristiques d'une réponse immunitaire adaptative en présence d'un antigène (Burnet, 1959; Kindt et al., 2007). Dans le cadre de l'immunité adaptative, les cellules T, qui régularisent la production des cellules B, sont stimulées par la présentation de l'antigène. Ils se divisent et sécrètent des signaux chimiques (étape V de la Figure 4) qui mobilisent les cellules B, qui produisent les anticorps, pour participer à la réponse immunitaire (étape VI de la Figure 4). Les cellules B sont un type de cellules immunitaires pouvant être stimulées, recrutées et impliquées dans une réponse immunitaire visant à éliminer les pathogènes et leurs caractéristiques antigéniques. Les cellules B se forment et arrivent à maturité dans la moelle osseuse. Chacune d'entre elles se caractérise par une structure moléculaire distincte et produit à sa surface des anticorps qui bloquent les antigènes et facilitent leur élimination. Les cellules B possèdent à leur surface des PRR capables de reconnaître spécifiquement les antigènes

(étape VII de la [Figure 4](#)). Cette reconnaissance stimule les cellules B, qui se divisent et s'adaptent davantage aux antigènes par sélection clonale et hyper-mutation (étape VIII de la [Figure 4](#)).

Lorsqu'une cellule B détecte un antigène, elle présente des empreintes de cet antigène à des cellules T. Les cellules T sont responsables de l'arbitrage entre les cellules B, et de la coordination de leur activation. Si la cellule T vérifie que la correspondance effectuée par la cellule B est élevée (i.e., l'intensité de la liaison chimique entre les récepteurs à la surface de la cellule B et l'antigène excède un seuil d'activation ou seuil d'affinité), elle envoie un signal de co-stimulation à la cellule B pour confirmer son activation. Les cellules B qui correspondent aux antigènes sont stimulées pour capturer tous les antigènes dans la zone de danger. La correspondance est obtenue si les récepteurs de surface des cellules B ont une grande affinité avec les antigènes détectés. Les cellules immunitaires qui ne correspondent pas aux antigènes de la zone de danger, ou qui en sont trop éloignées, sont éliminées (voir [Figure 5](#)).

Le principe de sélection clonale stipule que seuls les lymphocytes B qui détectent l'antigène sont sélectionnés. Ils prolifèrent, se différencient, et sécrètent des anticorps à l'antigène qui sont capables de le neutraliser et de faciliter son élimination. Lorsqu'un lymphocyte B détecte un antigène (i.e., l'intensité de la liaison chimique entre les récepteurs à la surface de la cellule B et l'antigène excède un seuil d'activation ou un seuil d'affinité), alors ce lymphocyte B est stimulé pour reproduire des clones (i.e., copies) de lui-même ([Hofmeyr, 2000](#)). Grâce aux cellules B qui sont recrutées dans la zone dangereuse, les anticorps combattent alors le pathogène en se fixant directement sur l'antigène et en empêchant le pathogène (e.g., virus, bactérie) d'infecter la cellule. Les cellules B se différencient en cellules plasmiques (étape X de la [Figure 4](#)) et sécrètent des anticorps, qui sont des formes solubles de leurs récepteurs capables de se lier aux antigènes et de les neutraliser (étape XI de la [Figure 4](#)).

2.3.5. Évaluation et mémorisation

Lorsque les lymphocytes B sont activés et stimulés à cause des antigènes et des signaux de danger, les cellules B prolifèrent par le clonage cellulaire et libèrent des anticorps. Selon la théorie du réseau immunitaire, les anticorps peuvent se stimuler et se supprimer mutuellement de la même manière qu'ils interagissent avec les antigènes. Les cellules T régularisent la production d'anticorps par les cellules B pour faire face à l'environnement dynamique du corps humain ([Jerne, 1973](#)).

Comme les gènes des anticorps dans les cellules B subissent fréquemment des mutations et des modifications (e.g., mécanismes d'hyper-mutation), la réponse des anticorps s'améliore après des immunisations répétées, ce phénomène est appelé maturation de l'affinité ([De Castro & Timmis, 2002](#)). L'hyper mutation somatique (i.e., des mutations ponctuelles spécifiques) vise à obtenir l'expression de

récepteurs B mutés à affinité modifiée (i.e., liaison chimique anticorps antigène), ce qui nécessite un processus de sélection des meilleures cellules (étape VIII de la [Figure 4](#)). Les cellules B qui ont survécu à la phase d'hyper mutation se déplacent dans le réseau formé par les cellules dendritiques folliculaires pour tester leur nouveau récepteur en évaluant un signal de survie envoyé par les cellules B survivantes sélectionnées ([Noëlle Genetet, 2002](#)).

Une réponse immunitaire réussie conduit à la formation de cellules mémoires ayant une haute affinité avec l'antigène à l'origine de la réponse (étape XII de la [Figure 4](#)). L'objectif de cellules mémoires est de persister dans la circulation et renforcent la capacité du système immunitaire à éliminer le même antigène de manière plus rapide, plus intense et plus spécifique en cas de future infection par le même antigène. Si les cellules mémoires d'une première réponse immunitaire sont à nouveau confrontées à un antigène connu, ou à une structure similaire à celle d'un antigène connu (principe d'immunisation), elles sont immédiatement activées et déclenchent une seconde réponse immunitaire plus rapide et plus virulente que la première ([Hofmeyr, 2000](#)).

Les cellules mémoires constituent la mémoire immunitaire au cours de la vie d'un individu. Cependant, il est possible de former la mémoire immunitaire de manière préventive, par exemple par la vaccination. Selon ([Mackay, 1993](#)), les cellules mémoires ont une longue durée de vie et survivent jusqu'à la fin de la vie de l'organisme. En raison de leur durée de vie longue, les cellules mémoires peuvent défendre l'organisme même des années après une première infection ou une vaccination. Cependant, il est possible d'entraîner le système immunitaire de manière préventive, par exemple par la vaccination. Les cellules mémoires stockent les propriétés de l'antigène (i.e., fragments qui caractérisent un pathogène sur la cellule infectée) afin de créer une réponse immunitaire plus rapide, plus intense et plus spécifique en cas de seconde infection par le même antigène.

2.3.6. Systèmes immunitaires artificiels et applications

Les Systèmes Immunitaires Biologiques (SIB) ont inspiré le développement de Systèmes Immunitaires Artificiels (SIA), qui sont appliqués à la résolution de problèmes dans plusieurs domaines ([Omkar et al., 2008](#)). Par exemple, le principe de discrimination *Soi/Non-Soi* a inspiré les algorithmes de sélection négative et positive pour l'analyse des données, la détection des intrusions et la classification ([Chelly Dagdia et al., 2021](#)). Aussi, le mécanisme de présentation des antigènes a inspiré le développement des algorithmes des cellules dendritiques pour la reconnaissance des formes, la détection des anomalies, la classification, la propagation et la théorie de danger ([Chelly & Elouedi, 2016](#)). De plus, le mécanisme de la sélection clonale biologique a donné naissance à l'algorithme de sélection clonale, avec plusieurs applications, notamment pour l'optimisation et l'ordonnancement ([Alkhateeb et al., 2020](#); [Ulutaş & Kulturel-Konak, 2011](#)). Finalement, la théorie des réseaux immunitaires a conduit à des algorithmes

de réseaux immunitaires artificiels pour l'optimisation dynamique (Trojanowski & Wierzchon, 2009) et le pilotage comportemental en robotique (Raza & Fernandez, 2015).

De nombreuses études et d'applications sur les SIA peuvent être trouvées dans (Bayar et al., 2015; Dasgupta et al., 2011; Dasgupta, 1998, 2006). Dans la suite, nous passerons en revue les travaux de SIA dans le pilotage et la surveillance des systèmes de production.

(Khoo & Alisantoso, 2003) décrivent l'application d'une nouvelle technique d'intelligence artificielle et appliquent l'algorithme immunitaire à une ligne de circuits imprimés afin de résoudre le problème d'équilibrage de la ligne d'assemblage en ce qui concerne la charge de travail de toutes les machines dans le processus de production. (Satheesh Kumar et al., 2009) proposent un algorithme immunitaire pour résoudre le problème de la disposition unidirectionnelle des boucles dans un système de production flexible. Les résultats de calcul ont montré que l'algorithme proposé est efficace pour résoudre les problèmes de disposition et produire des solutions pertinentes.

(Liu S, 2004) proposent un algorithme de sélection négative pour le diagnostic des défauts. Cette technique peut détecter les défauts de l'équipement à partir des données afin d'assurer le diagnostic des défauts des vannes de gaz d'un compresseur alternatif. Une autre technique de diagnostic des défauts pilotée par un contrôleur d'immunité cellulaire a été présentée dans (FAN You-Ping CHAI Yi, Zhou Xin, 2003).

(ZHANG Xiao-yang, 2005) suggère un mécanisme immunitaire basé sur une combinaison de plusieurs agents immunitaires. Le modèle de structure logique de l'agent immunitaire qui simule le mécanisme immunitaire biologique est également introduit pour surveiller, détecter, diagnostiquer, apprendre, et évaluer les défauts dans un système de production flexible.

(Cai et al., 2018) proposent un modèle de surveillance immunitaire pour réagir rapidement aux perturbations incertaines produites pendant le fonctionnement du système de production intelligent. L'approche développée intègre les fonctions immunitaires telle que la reconnaissance, l'évaluation, l'apprentissage, la mémoire et la régulation du pilotage.

(Fasanotti et al., 2018) décrivent un système hybride intégrant une architecture basée sur un système multi-agents avec les principales caractéristiques du SIA pour permettre l'autonomie et le pilotage distribué de la maintenance. Les auteurs ont évalué les applications potentielles de l'approche proposée aux services de maintenance industrielle, y compris la fonction avancée de diagnostic et de pronostic pour soutenir les activités de maintenance géographiquement dispersées dans les systèmes de transport de pétrole.

(Darmoul et al., 2013) proposent un cadre conceptuel basé sur les SIB pour traiter, de manière générique, les perturbations et les risques opérationnels dans le système de production. Les auteurs

suggèrent des concepts et des mécanismes basés sur l'immunité biologique pour faire face à divers types de perturbations telles que la défaillance des ressources, les problèmes de qualité, et les retards de fournisseurs, dans le cadre de la surveillance et du pilotage des systèmes de production. Cependant, l'évaluation du cadre conceptuel proposé et son application à l'échelle industrielle sont encore limitées.

(Bayar et al., 2016) étendent le travail de (Darmoul et al., 2013) en développant une approche basée sur les connaissances pour la surveillance et le pilotage dans les systèmes de production. L'approche proposée intègre des fonctions pour gérer efficacement une variété de perturbations, telles que la détection, l'identification des conséquences potentielles des risques et la réponse.

En analysant la littérature, nous pouvons conclure que la plupart des applications SIA se focalise sur la détection des anomalies, le diagnostic des défauts, la planification et l'ordonnancement, et n'examine pas les supports d'aide à la décision pour la capitalisation des connaissances (Bayar et al., 2015). De surcroît, elles se concentrent sur la compréhension des causes derrière les perturbations, plutôt que sur la détermination des conséquences et la propagation des perturbations sur les processus de production, les planifications prédéfinies et les performances attendues. Ainsi, l'analyse des applications du SIA aux systèmes de production montre des visions très différentes de l'immunité. Alors que certaines approches se concentrent sur les caractéristiques de classification du système immunitaire, d'autres se concentrent sur ses possibilités d'optimisation. Généralement, malgré les nombreuses applications des SIA, l'étude des approches existantes nous permet de constater que les paradigmes immunitaires se limitent souvent à la conception d'algorithmes. Même au sein d'un même domaine d'application, il n'existe pas d'algorithme consensuel. Ceci est principalement dû à la diversité et à la divergence entre les implémentations de chaque composant immunitaire, et au manque des cadres méthodologiques et conceptuels (Darmoul et al., 2013).

Comme mis en évidence précédemment, l'un des inconvénients majeurs des travaux sur le pilotage qui envisagent une intégration et amélioration de la résilience opérationnelle est le manque de distribution des fonctions de gestion des perturbations, et de coordination entre elles. D'autre part, les systèmes immunitaires reposent sur une architecture complètement distribuée, faisant intervenir différents types de cellules immunitaires. Chaque type est doté de fonctions spécialisées de traitement des perturbations. Toutes les cellules immunitaires sont capables de coordonner leurs actions en vue de réussir une réponse immunitaire dirigée contre les éléments qui menacent l'organisme. Toutes ces constatations attirent notre intérêt pour dériver de l'immunité biologique des concepts et des mécanismes utiles pour le pilotage de systèmes de production soumis à des perturbations.

2.3.7. Apports du système immunitaire

L'un des défis soulevés dans le pilotage distribué des CPPS consiste à réagir efficacement aux perturbations afin d'améliorer la résilience opérationnelle de ces systèmes. Récemment, les chercheurs se sont intéressés à l'immunité biologique en tant que système naturellement doté de mécanismes lui permettant de justifier d'un haut degré de réactivité et d'adaptabilité contre les menaces biologiques qui guettent l'organisme hôte. Ces chercheurs ont essayé de s'inspirer de ce système pour développer des applications qui héritent de ses caractéristiques attrayantes, telles que, les aspects décentralisés et distribués de la réaction immunitaire, la mémoire immunitaire, l'adaptation et l'apprentissage. L'immunité biologique est générique, dans le sens où elle permet de prendre en compte une grande variété de perturbations. Ainsi, elle peut servir d'inspiration pour mettre en œuvre des fonctions de gestion de perturbation et d'intégrer les caractéristiques de la résilience opérationnelle, à savoir la détection, l'identification, la réaction, l'évaluation, la mémorisation, et l'apprentissage ([Darmoul et al., 2013](#)).

Le système immunitaire permet de distribuer ces fonctions sur différents composants, tout en offrant des mécanismes de coordination entre ces composants et ces fonctions. L'immunité biologique offre des concepts et des mécanismes qui ont la capacité de structurer la connaissance sur les perturbations, ainsi que sur les outils et les méthodes permettant d'y réagir. Dans le [Chapitre 3](#), nous étudierons plus en détail les analogies structurelles et fonctionnelles entre l'immunité biologique et le pilotage des CPPS. Ceci nous permettra de voir à quel point le SIB peut apporter des éléments de réponse aux limitations constatées dans les approches de pilotage existantes par rapport à la généralité et l'intégration de différentes caractéristiques de la résilience opérationnelle dans les CPPS.

2.4. Conclusions

L'analyse de la littérature sur le pilotage distribué met en avant les avantages du PDC. Elle souligne également que de nombreuses recherches se focalisent sur la distribution du pilotage sur des ressources intelligentes, et que peu de ces recherches s'intéressent aux produits intelligents ([Antons & Arlinghaus, 2022](#); [Derigent et al., 2020](#)). La synthèse de l'état de l'art souligne aussi les limites des approches existantes en termes de généralité et d'intégration en ce qui concerne la prise en considérations et la gestion des perturbations dans le pilotage distribué des CPPS.

En outre, l'analyse de la littérature sur le SIB souligne que ce système offre un ensemble de concepts, de principes, et de mécanismes réduit mais intégré et générique qui permet de faire face à une infinité de menaces biologiques. Ce qui justifie notre choix de ce système biologique comme source d'inspiration pour développer et concevoir une architecture de pilotage distribué. Ceci nous permettra

d'apporter des éléments de réponses à plusieurs exigences en matière de gestion des perturbations et d'intégration de la résilience opérationnelle dans les CPPS. De plus, la mise en correspondance de la synthèse bibliographique sur l'immunité biologique et les différents systèmes immunitaires artificiels soutient l'affirmation que l'immunité biologique recèle un potentiel intéressant pour le pilotage des CPPS en environnement perturbé.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons en détail l'architecture distribuée à base des produits intelligents que nous avons développé en utilisant la modélisation par l'architecture d'entreprise.

Chapitre 3. Contribution conceptuelle : Architecture ARTIMOS (ARTificial Immune MONitoring System)

RÉSUMÉ

L'immunité biologique a un potentiel intéressant pour apporter des éléments de réponses à plusieurs exigences en matière de gestion des perturbations et d'amélioration de la résilience. Dans ce chapitre, l'immunité biologique est utilisée comme un modèle de conception pour guider la modélisation de l'architecture (nommée ARTIMOS « ARTificial Immune MONitoring System ») de pilotage distribué à base de produits intelligents et de la capitalisation des connaissances afin de contribuer à intégrer la résilience opérationnelle dans les CPPS. L'architecture développée est générique, dans le sens où elle permet de prendre en compte une variété de perturbations et d'une manière intégrée. Dans ce chapitre, nous présenterons l'architecture de pilotage ARTIMOS en se basant sur une modélisation de l'architecture d'entreprise ArchiMate. Pour ce faire, nous adopterons une démarche d'ingénierie multi-agents. Ensuite, nous présenterons les agents du système, décrirons leurs responsabilités et leurs interactions, et présenterons la structuration et la représentation des connaissances relatives aux perturbations. Finalement, nous décrirons les réponses immunitaires des produits intelligents pour réagir efficacement aux perturbations et améliorer la résilience opérationnelle.

3.1. Introduction

Comme expliqué dans le chapitre précédent, le système immunitaire biologique (SIB) est un système naturel qui implique un ensemble intégré et générique de concepts et de mécanismes hautement résilients à une infinité de menaces biologiques. L'hypothèse fondamentale de cette thèse repose sur le fait que le système immunitaire biologique humain puisse servir de modèle de conception (Darmoul et al., 2013; Parrend et al., 2019). Ainsi, il permettrait de guider la conception d'une architecture de pilotage distribué basée sur les connaissances pour permettre aux produits intelligents autonomes de jouer un rôle actif dans la gestion des perturbations de production, et améliorer la résilience opérationnelle des CPPS.

L'évaluation de cette hypothèse est réalisée par la réalisation simultanée et combinée de trois objectifs. Premièrement, la distribution de la collecte et de la réutilisation des connaissances sur les produits intelligents. Deuxièmement, la décentralisation des mécanismes de décision sur les produits intelligents. Et finalement, la prise de décision basée sur les connaissances par des produits intelligents.

Dans ce qui suit, nous allons présenter les analogies structurelles et fonctionnelles entre le SIB et les systèmes de production, y compris CPPS, afin d'extraire les principaux composants et mécanismes biologiques que nous utiliserons par la suite dans l'architecture de pilotage distribué ARTIMOS. La modélisation de l'architecture est basée sur l'architecture d'entreprise ArchiMate. Finalement, nous soulignerons la décentralisation des mécanismes de décision sur les produits intelligents et la structuration et la représentation des connaissances.

3.2. Analogie entre l'immunité biologique et le pilotage des systèmes cyber-physiques de production

Dans le chapitre précédent, nous avons vu que le SIB peut être utilisé à la distribution et la coordination de fonctions dédiées à la gestion des perturbations et le développement de mécanismes génériques pour intégrer la résilience opérationnelle dans les CPPS. L'objectif de cette section, consiste à adapter, aussi exhaustivement que possible, les concepts biologiques mis en valeur dans le chapitre précédent au contexte du pilotage de CPPS soumis à des perturbations. Pour ce faire, nous établissons un certain nombre de correspondances structurelles et fonctionnelles entre l'immunité biologique et le pilotage de systèmes de production en général et de CPPS en particulier.

3.2.1. Analogies structurelles

A ce stade, nous identifions les possibles analogies de structures entre les différents acteurs de l'immunité biologique et leurs homologues artificiels pour leur attribuer des rôles équivalents. Une

première analogie consiste à comparer un organisme biologique à un système de production ou un CPPS. Tout comme le système immunitaire biologique qui protège l'organisme contre les menaces, nous pouvons envisager au même titre de doter le système de pilotage de CPPS de capacité de résilience opérationnelle lui permettant de réagir aux perturbations.

Dans les organismes biologiques, les cellules sont les entités élémentaires qui se regroupent en organes pour accomplir une ou des fonctions vitales de l'organisme. De la même manière, un CPPS est un ensemble d'entités élémentaires, physiques ou logiques, qui se coordonnent ou coopèrent pour accomplir des fonctions et des objectifs bien définis. Par conséquent, chaque ressource de production (e.g., machine, matière première, produit, outil, opérateur), gamme, ordre matérialisant une activité de production, nomenclature, est une entité élémentaire du CPPS qui peut être assimilée à une cellule biologique.

En biologie, un pathogène est une menace, interne (e.g., les cellules cancéreuses) ou externe (e.g., les virus, les bactéries) à l'organisme, identifiée par des marqueurs spécifiques, appelés antigènes, présents à la surface du pathogène. A cet effet, les pathogènes sont assimilés aux perturbations du CPPS (e.g., panne de machine, retards, ruptures de stock) et les antigènes aux attributs permettant de caractériser les perturbations (e.g., les symptômes des pannes, les causes profondes, la durée d'une panne, le temps moyen entre les pannes « Mean Time Between Failure MTBF », le temps moyen de réparation « Mean Time To Repair MTTR », les coûts estimés des temps d'arrêt, le nombre de produits dans une file d'attente).

Comme vu dans le chapitre précédent, les pathogènes sont pris en charge par les cellules immunitaires, telles que les cellules APC, les cellules B, les cellules T, et les cellules mémoires. Les cellules APC sont capables de détecter la présence d'éléments nuisibles dans l'organisme, d'identifier l'appartenance de ces éléments à des classes de pathogènes, et de diriger la réponse immunitaire en conséquence (i.e., déclenchement, guidage, et arrêt de la réponse immunitaire). Dans le pilotage des CPPS, ces cellules peuvent être assimilés à des entités intelligentes responsables de la détection des perturbations, de l'identification des classes de perturbations, et de l'évaluation de la performance de la réaction à la perturbation (Laurentys et al., 2010).

Les cellules APC stimulent les cellules T en leur présentant des antigènes de pathogène identifié. Les cellules T coordonnent l'action des cellules B et des cellules mémoires en fonction de la virulence de pathogène et de son effet sur les cellules. Dans le contexte du pilotage de CPPS, les cellules T correspondent à des entités décisionnelles capables de monter une réaction à une perturbation et d'évaluer ses conséquences. Parmi un ensemble de décisions de pilotage, les cellules T artificielles assurent la coordination et la sélection des décisions les plus appropriées pour réagir aux perturbations et à ses conséquences.

Dans le monde biologique, les cellules B sont les cellules effectrices de la réponse immunitaire. L'objectif de ces cellules est de combattre et d'éliminer l'antigène en produisant des anticorps. Dans le contexte de CPPS, les lymphocytes B peuvent correspondre à différentes décisions de pilotage (e.g., attendre la réparation de machines, aller à une machine alternative, réordonner les tâches, quitter le système et attendre le prochain horizon de production, trouver des fournisseurs de substitution, trouver des sous-traitants de substitution, annuler ou remplacer les commandes) qui peuvent être envisagées pour répondre à la perturbation et à ses conséquences.

Enfin, dans l'immunologie les cellules mémoires stockent les antigènes afin de les identifier rapidement et de réagir immédiatement pour détruire la menace dans les futures rencontres avec les mêmes antigènes ou avec des antigènes structurellement très similaires par rapport aux antigènes stockés. Dans le CPPS, une cellule mémoire artificielle correspond à une entité intelligente capable de stocker les données sur une perturbation, ses conséquences et les décisions de pilotage qui ont été prises pour réagir à la perturbation et à ses risques. Ces cellules mémoires artificielles sont réutilisées quand le CPPS rencontre les mêmes perturbations ou des perturbations similaires dans le futur.

3.2.2. Analogies fonctionnelles

Dans cette section, nous identifions les analogies fonctionnelles (i.e., les mécanismes, les interactions entre les différents acteurs, et la manière dont chaque acteur remplit son rôle) entre le monde biologique et le CPPS afin de dériver des mécanismes artificiels pour le pilotage des CPPS.

Par analogie avec les cellules agressées de l'organisme, qui émettent des signaux de danger pour alerter et informer de leur agression ([Matzinger, 1998](#)), nous cherchons à doter les entités physiques et logiques d'un CPPS (e.g., machines, produits, activités, stocks) de la possibilité d'identifier et d'analyser les conséquences directes et indirectes (i.e., probables) d'une perturbation en émettant des signaux de danger. Les conséquences directes résultent des entités du CPPS qui sont directement affectées par une perturbation (e.g., l'indisponibilité de la machine pour la perturbation de panne). Les conséquences probables correspondent aux risques probables d'une perturbation et résultent des entités du CPPS qui peuvent potentiellement être affectées par la perturbation (e.g., retards de production, qualité du produit pour la perturbation de panne machine). La propagation des signaux de danger dans l'immunité biologique (i.e., qui se propagent dans le voisinage des cellules biologiques agressées) correspond à la propagation de la perturbation et de ses conséquences dans le CPPS. Par conséquent, le périmètre de danger correspond à l'ensemble des entités de CPPS qui sont effectivement ou potentiellement affectées par la perturbation.

Les cellules APC sont capables de détecter la présence d'éléments nuisibles dans l'organisme, d'identifier les pathogènes, et de diriger en conséquence la réponse immunitaire en présentant des

fragments de pathogènes (i.e., présentation antigénique) aux cellules T de l'immunité adaptative. Dans le CPPS, les cellules APC artificielles doivent être capable de détecter, d'identifier et de présenter une perturbation. La détection signifie que les APC artificielles ont la capacité d'acquérir l'état et les événements du CPPS à partir de systèmes d'information (e.g., ERP et MES), puis de les analyser afin de détecter les perturbations. L'identification de pathogènes revient à déterminer les classes de perturbations par lesquelles le CPPS est potentiellement menacé. Dans le cas où une perturbation est identifiée, la présentation antigénique est assimilée à la détermination des différents attributs de la perturbation.

Les cellules biologiques B sont stimulées par les signaux de danger qui sont émis par les cellules attaquées, pour capturer les antigènes présents dans la zone de danger. La capture d'un antigène est effectuée quand un seuil d'activation est atteint. Ce seuil représente un degré d'affinité (i.e., liaison chimique) de la cellule B pour l'antigène et de la concentration de l'antigène dans la zone dangereuse. Dans le contexte du pilotage des CPPS, les lymphocytes B artificiels correspondent à des décisions de pilotage. L'affinité entre une cellule B et un antigène se traduit à la fois par la faisabilité d'une décision de pilotage et sa capacité de traiter une perturbation. A titre d'exemples, pour une perturbation de type "panne de machine", les décisions "réparer la machine" et "trouver une machine alternative" sont compétentes. Cependant la décision "réapprovisionner en matières premières" n'est pas compétente pour traiter la perturbation. Dans les cas où il n'y a aucune machine alternative disponible dans le système, la décision de pilotage "trouver une machine alternative" n'est plus réalisable et elle ne serait plus activée même si elle compétente pour intervenir en cas de panne.

La notion de concentration d'un antigène dans la zone de danger se traduit par la gravité de la perturbation. Par exemple, si la perturbation "panne de machine" est de de très courte durée, la décision "trouver une machine alternative" ne serait plus nécessaire. En revanche, cette décision doit être envisagée si la panne est de plus longue durée et dépasse un certain seuil de tolérance.

Dans l'immunité biologique, les cellules B activées capturent les antigènes présents dans la zone de danger, les décomposent, et les présentent aux cellules T. Grace à cette présentation antigénique aux cellules T, les cellules B ont la possibilité de libérer des anticorps pour éliminer les antigènes. Dans le contexte du CPPS, les cellules B sont assimilées aux décisions de pilotage, et présentent des propositions aux cellules T artificielles. Par exemple, lorsqu'une perturbation de type "panne de machine" se produit, la cellule B correspondant à la décision de pilotage "trouver une machine alternative" vérifie dans les systèmes d'information (e.g., MES, ERP) l'existence et la disponibilité des machines alternatives ou équivalentes. Ensuite, si une machine équivalente disponible existe, alors la cellule B fait des propositions aux cellules T.

En biologie, les cellules mémoire sont capables de mémoriser des antigènes. Dans le contexte du pilotage, une cellule mémoire est une entité intelligente capable de stocker les attributs qui caractérisent une perturbation (i.e., antigènes) et ses conséquences (i.e., signaux de danger). Le principe d'activation d'une cellule mémoire est similaire à l'activation d'une cellule B en termes de compétence, de faisabilité et de degré de gravité de la perturbation. Une cellule mémoire ; stimulée par des antigènes; présente aux cellules T la manière (i.e., les anticorps adéquats) dont ces antigènes ont été traités dans le passé pour être utilisés par les cellules T. Les cellules T mettent alors en place une réponse immunitaire en coordonnant les décisions des cellules B et des cellules mémoire. Les cellules T artificielles correspondent à des entités intelligentes capable prendre des décisions (e.g., centres de décision). Cette prise de décision est caractérisée par la sélection de la meilleure décision parmi un ensemble de décisions de pilotage. Il s'agit d'un problème de prise de décision multicritères « Multi-Criteria Decision-Making : MCDM », étant donné les considérations conflictuelles de production, de qualité et de temps.

Les cellules T peuvent solliciter les cellules B pour déterminer la performance des réponses construites. Par exemple, si la réponse recommandée par les cellules T implique des décisions de réordonnancement, alors la cellule T peut communiquer les activités à réordonner à la cellule B responsable de cette décision de pilotage et lui demander de déterminer un ordonnancement performant par rapport à un critère donné. La cellule B renvoie à la cellule T le meilleur ordonnancement trouvé et ses performances.

L'évaluation d'une réponse immunitaire est basée sur la performance de la réaction et le risque résiduel qu'elle induit. Le risque résiduel est le risque qui subsiste même après que les risques initiaux ont été traités. Par exemple, dans le cas d'une perturbation de type « panne de machine », les risques résiduels peuvent être l'altération d'un ou des paramètres de la machine (e.g., capacité de production de la machine).

Le [Tableau 2](#) récapitule les analogies de structure et de mécanismes entre l'immunité biologique et le pilotage de systèmes de production, y compris les CPPS. Les principes immunitaire ont été bien identifiés, expliqués et discutés, et des analogies avec les systèmes de production ont été établies dans ([Darmoul et al., 2013](#)).

Par la suite, nous nous appuyerons sur les analogies identifiées dans cette section pour modéliser une architecture de pilotage distribué pour le pilotage des CPPS. L'objectif est d'adapter le cadre méthodologique proposé dans ([Darmoul et al., 2013](#)) à un contexte CPPS où les produits sont intelligents et actifs dans les processus décisionnels. Plus particulièrement, nous étendrons le travail de ([Darmoul et al., 2013](#)) pour intégrer des aspects de distribution de connaissances et de décentralisation de décisions sur des produits intelligents pour améliorer la résilience opérationnelle

dans les CPPS. Pour ce faire, nous utiliserons le standard de modélisation de l'architecture d'entreprise (*Entreprise Architecture EA*), issus de la discipline Model-Based Enterprise (MBE).

Tableau 2. Analogies de structure et de mécanismes entre l'immunité biologique et le pilotage de CPPS.

L'immunité biologique	Pilotage de CPPS
Analogies de structure	
Organisme biologique	CPPS
Cellule de l'organisme	Entité élémentaire, physique ou logique, de CPPS (e.g., ressource de production, produit, gamme, ordre matérialisant une activité de production, nomenclature).
Pathogène	Perturbation (e.g., panne de machine, produit défectueux, retard de livraison, commande urgente).
Cellules APC	Entités intelligentes capables de détecter, d'identifier les classes de perturbations, et de suivre la réaction à la perturbation.
Cellules T	Entité décisionnelle intelligente capable d'analyser les perturbations et leurs risques, et de coordonner avec différentes entités afin d'assurer une réaction pertinente à la perturbation.
Cellules B	Décisions de pilotage pour réagir à une perturbation et à ses risques.
Cellules mémoire	Entité intelligente capable de stocker différents attributs d'une perturbation, ses risques et les décisions de pilotage permettant de réagir à la perturbation.
Analogies de mécanismes	
Danger	Risque qu'une entité du CPPS soit affectée par une perturbation.
Signaux de danger	Conséquences directes ou probables de la perturbation sur les entités du CPPS.
Propagation des signaux de danger	Propagation d'une perturbation et de ses risques à travers les entités du CPPS.
Périmètre de danger	Ensemble des entités du CPPS qui sont affectées par la perturbation (i.e., directement ou indirectement affectées).
Détection par les cellules APC	Détection de l'état anormal du CPPS et des évènements qui peuvent entraîner des perturbations.
Identification par les cellules APC	Classification des anomalies, des déviations et des évènements en des classes de perturbations.
Présentation antigénique APC – T	Caractérisation d'une perturbation. (e.g., déterminer les causes, la durée, le coût de la perturbation).
Co stimulation APC – T	Evaluation de la performance des réponses et sélection de la réponse la plus appropriée.
Affinité entre une cellule immunitaire (B ou mémoire) et un antigène ou un signal de danger	Compétence et faisabilité d'une décision de pilotage (cellule B) ou d'une ancienne réaction (cellule mémoire) pour traiter une perturbation et ses risques.
Présentation antigénique B – T	Proposition de décisions de pilotage pour traiter une perturbation et ses risques.
Présentation antigénique mémoire – T	Stimulation des anciennes réactions (réponses) pour traiter une perturbation déjà rencontrée dans le passé.

3.3. Langage de modélisation de l'architecture d'entreprise

ArchiMate

Comme il a été souligné dans le chapitre précédent, le SIB a inspiré différentes implémentations d'algorithmes, collectivement appelés Systèmes Immunitaires Artificiels (SIA), à des fins différentes (Silva & Dasgupta, 2016). Cependant, la majorité des travaux existants sur le SIA se concentrent uniquement sur certaines caractéristiques, et passent donc à côté de la vision holistique, de la généralité, et d'interactions entre les composantes du SIB. En fait, seuls quelques travaux considèrent le SIB comme un cadre référentiel pouvant conduire à la conception de systèmes distribués, immunisés (Parrend et al., 2019), et réactifs/répondants (Darmoul et al., 2013). À la connaissance des auteurs, aucune référence n'a envisagé d'utiliser les outils d'architecture d'entreprise « *Entreprise Architecture : EA* », issus de la discipline « *Model-Based Enterprise : MBE* » pour modéliser le pilotage distribué dans les systèmes de production intelligents, y compris les CPPS (Vernadat, 2020). De plus, même les architectures d'automatisation de référence n'envisagent pas encore d'utiliser les outils EA/MBE pour modéliser les architectures de pilotage de production (Nakagawa et al., 2021). Par conséquent, cette thèse s'appuie sur le langage de modélisation d'architecture d'entreprise ArchiMate pour proposer une conception guidée par l'immunité d'une architecture de pilotage distribué à base de produits intelligents et de la capitalisation des connaissances. ArchiMate est une norme technique du The Open Group (<https://www.opengroup.org/>), qui repose sur les concepts de la norme IEEE 1471, remplacée en 2011 par la norme ISO/IEC/IEEE 42010:2011 (Organisation internationale de normalisation, 2011).

Il est compatible avec le cadre d'architecture de l'Open Group (TOGAF), qui fournit une approche pour la conception, la planification, la mise en œuvre, et la gouvernance d'une architecture informatique d'entreprise. Comme le montre la Figure 6, prise de (Walters, 2017), ArchiMate comporte trois couches centrales (métier, application et technologie), qui peuvent être étendues par des couches supplémentaires (physique, stratégie, migration et motivation). ArchiMate fournit une représentation visuelle et encourage l'utilisation de couleurs standardisées pour mettre en évidence les différentes couches de modélisation. Cette thèse s'intéresse particulièrement aux couches motivation et application. La couche de motivation décrit les moteurs, les objectifs et les résultats de cette thèse, et permet de relier la modélisation de la couche d'application à ses sources d'inspiration biologiques et à ses principes de conception moteurs, dans une tentative d'illustrer explicitement la " biologisation " de l'architecture de pilotage distribué proposée.

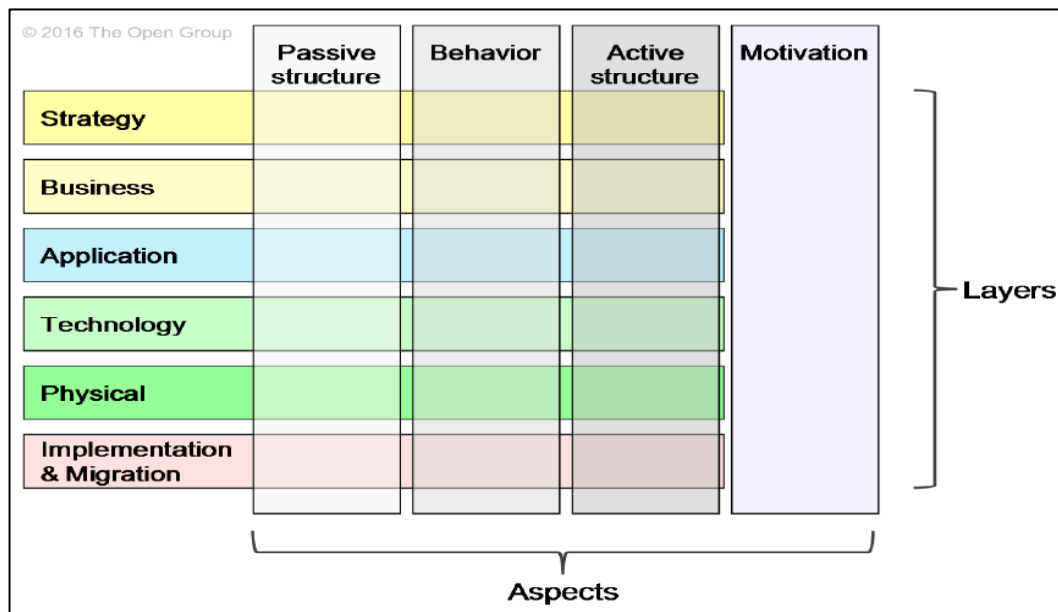


Figure 6. Cadre de modélisation des couches sur ArchiMate (Walters, 2017).

3.4. Modélisation de l'architecture ARTIMOS

Dans cette section, nous modélisons l'architecture ARTIMOS (**ART**ificial **I**mmune **MO**nitoring System) basée sur des concepts et des mécanismes immunitaires et adapté au contexte du CPPS et aux produits intelligents. La Figure 7 montre une vue holistique de l'architecture ARTIMOS. Il s'agit d'une modélisation de la couche d'application d'ArchiMate conçue à l'aide du logiciel open-source Archi (<https://www.archimatetool.com/>).

3.4.1. Couche de motivation d'ArchiMate

La première couche supérieure de la Figure 7 utilise les principes de la couche de motivation dans ArchiMate pour représenter les principes immunitaires qui contribuent collectivement à la conception d'une architecture de pilotage réactive et résiliente. Ces principes ont été identifiés, expliqués, discutés, et des analogies avec le pilotage des systèmes de production ont été présentées dans les sections précédentes. Contrairement aux travaux existants, nous utilisons les principes immunitaires de manière coordonnée, collaborative et interopérable, ce qui permet ainsi d'intégrer la résilience opérationnelle. Aussi, la coordination, la collaboration, et l'interopérabilité conceptuelles sont rendues possibles au moyen de la gestion des connaissances (Bayar et al., 2016). Les « principes biologiques » présentés dans la Figure 7 sont les suivants :

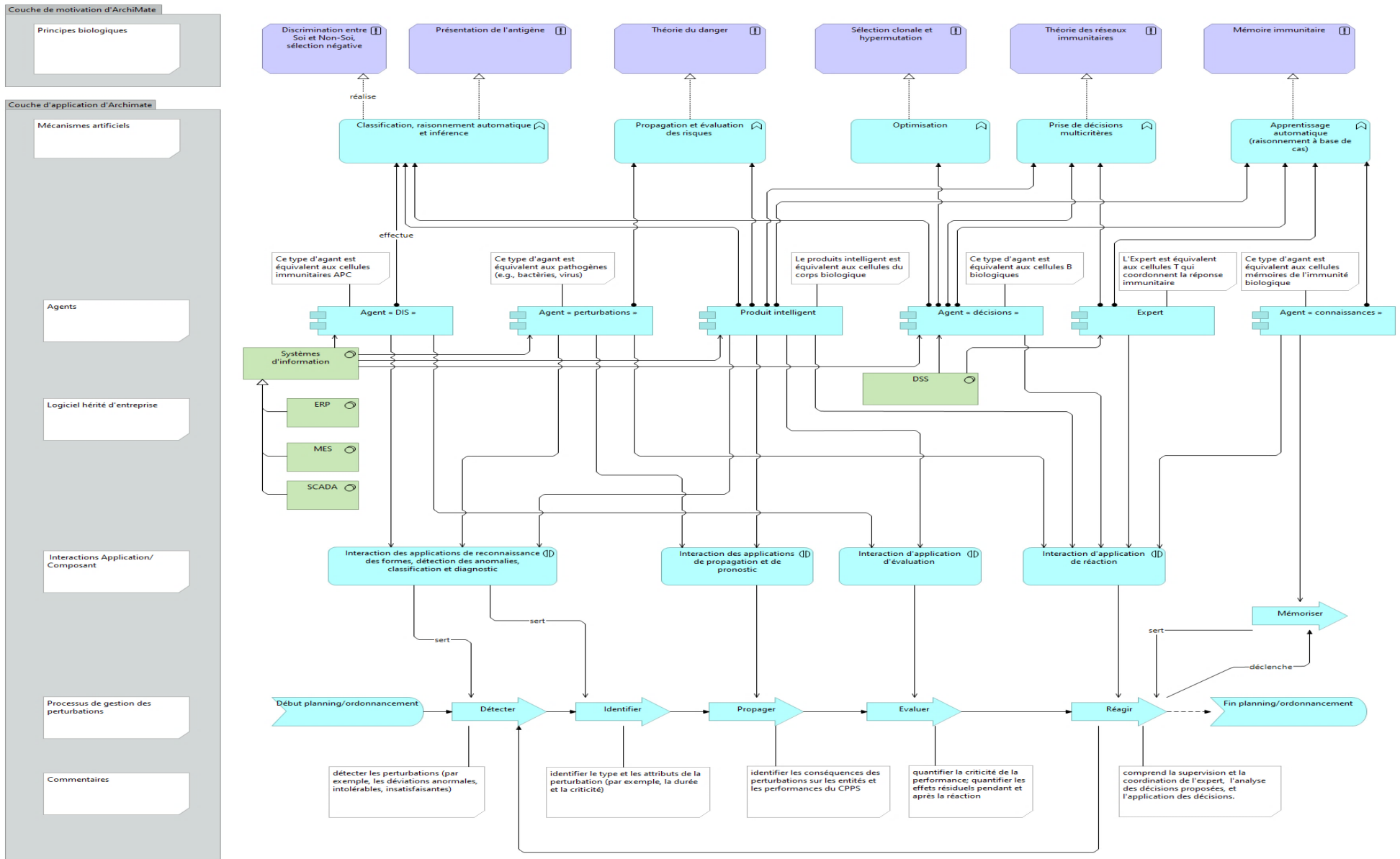


Figure 7. Modélisation en couches de l'architecture de pilotage distribué ARTIMOS en utilisant ArchiMate Application View.

- **Principe de la discrimination Soi/non-Soi et la sélection négative** relative à la détection des perturbations. Ce principe permet aux implémentations d'ARTIMOS de distinguer le Soi, le non-Soi pathogène, et le non-Soi tolérable ;
- **Principe de la présentation de l'antigène en utilisant le PAMP « Pathogen Associated Molecular Pattern »** : avant d'activer les cellules B et de déclencher une réponse immunitaire spécifique, l'antigène doit migrer et se présenter aux cellules qui vont le traiter. Ce principe biologique permet aux implémentations d'ARTIMOS d'être capables de présenter toutes les caractéristiques d'une perturbation ;
- **Principe de la théorie du danger en utilisant le DAMP « Danger Associated Molecular Pattern »** : chaque pathogène peut déclencher des signaux de danger direct ou potentiel dans les cellules de l'organisme. Ce principe permet aux applications d'ARTIMOS d'être capables d'identifier, de propager, et d'évaluer la conséquences directes et indirectes (probables) sur les différents composants du système ;
- **Principe de la sélection clonale et hyper-mutation** : pour sélectionner des anticorps pertinents capables d'attaquer efficacement l'antigène. Ce principe permet à ARTIMOS d'être capable de sélectionner la meilleure décision de pilotage qui permet de traiter une perturbation présentée dans le système ;
- **Principe de la théorie de réseaux immunitaires** : pour modéliser et présenter les réseaux antigènes/anticorps en identifiant des fonctions d'affinité, et ainsi les réseaux anticorps/anticorps où un anticorps stimule ou supprime un autre anticorps. Ce principe biologique est nécessaire et permet aux implémentations d'ARTIMOS d'être capable d'identifier des similarités entre les perturbations et les décisions de pilotage prises ;
- **Principe de la mémoire immunitaire** : pour conserver une mémoire de toutes les rencontres passées avec les antigènes. Cette mémoire permet d'accélérer la réponse face à un antigène déjà rencontré en tenant compte toutes les informations sur les situations vécues. Ce principe biologique dote ARTIMOS de capacités de mémorisation et capitalisation des connaissances.

3.4.2. Couche d'application d'ArchiMate

La deuxième couche à partir du haut de la [Figure 7](#) montre des mises en œuvre possibles de concepts immunologiques identifiés par des mécanismes artificiels MA (e.g., les techniques de l'intelligence artificielle). Il ne s'agit que d'un exemple de certaines mises en œuvre possibles, car d'autres possibilités existent, faisant ainsi de la [Figure 7](#) proposée un modèle de conception pour d'autres mises en œuvre possibles. Par exemple, les principes de discrimination du Soi/non Soi, de sélection négative/positive

et de présentation de l'antigène pourraient être réalisés à l'aide d'un raisonnement et d'une inférence basés sur des règles, sur la similarité ou sur l'ontologie, ou sur un mix de ces éléments.

Dans le cadre de cette thèse, et afin de permettre un pilotage distribué à base de produits intelligents, nous considérons dans les sections suivantes que les agents des cellules du corps sont les produits intelligents. Pour les autres agents définis dans l'architecture, nous considérons l'agent « *perturbations* » qui génère les perturbations qui peuvent avoir lieu dans le système. L'agent « *DIS* » pour la *D*étection, *I*dentification et *S*uivi de la réaction aux perturbations. L'agent « *DIS* » collecte ainsi les informations et les indicateurs de contexte, et utilise des seuils pour décrire les intervalles et les niveaux d'acceptabilité afin de caractériser les éléments du contexte considérés comme des perturbations et nécessitent des décisions. Ensuite, l'agent « *décisions* » de pilotage qui représente les décisions que le produit intelligent peut prendre en cas de perturbations. Par la suite, l'agent « *connaissances* » qui stocke et centralise les connaissances acquises. Finalement, l'expert dont le rôle est de fixer un ensemble de règles que le produit intelligent utilise lors de l'activation de son mécanisme décisionnel. Le [Tableau 3](#) et la [Figure 8](#) et récapitulent l'ensemble des équivalences retenues dans le cadre de cette thèse.

Tableau 3. Illustration retenue des agents cellules immunitaires.

Cellules immunitaires	Entités équivalentes utilisées dans le cadre de cette thèse
Cellules du corps	Produits intelligents
Pathogènes	Agent « <i>perturbations</i> »
Cellules APC	Agent « <i>DIS</i> »
Cellules B	Agent « <i>décisions</i> »
Cellules mémoire	Agent « <i>connaissances</i> »
Cellules T	Expert

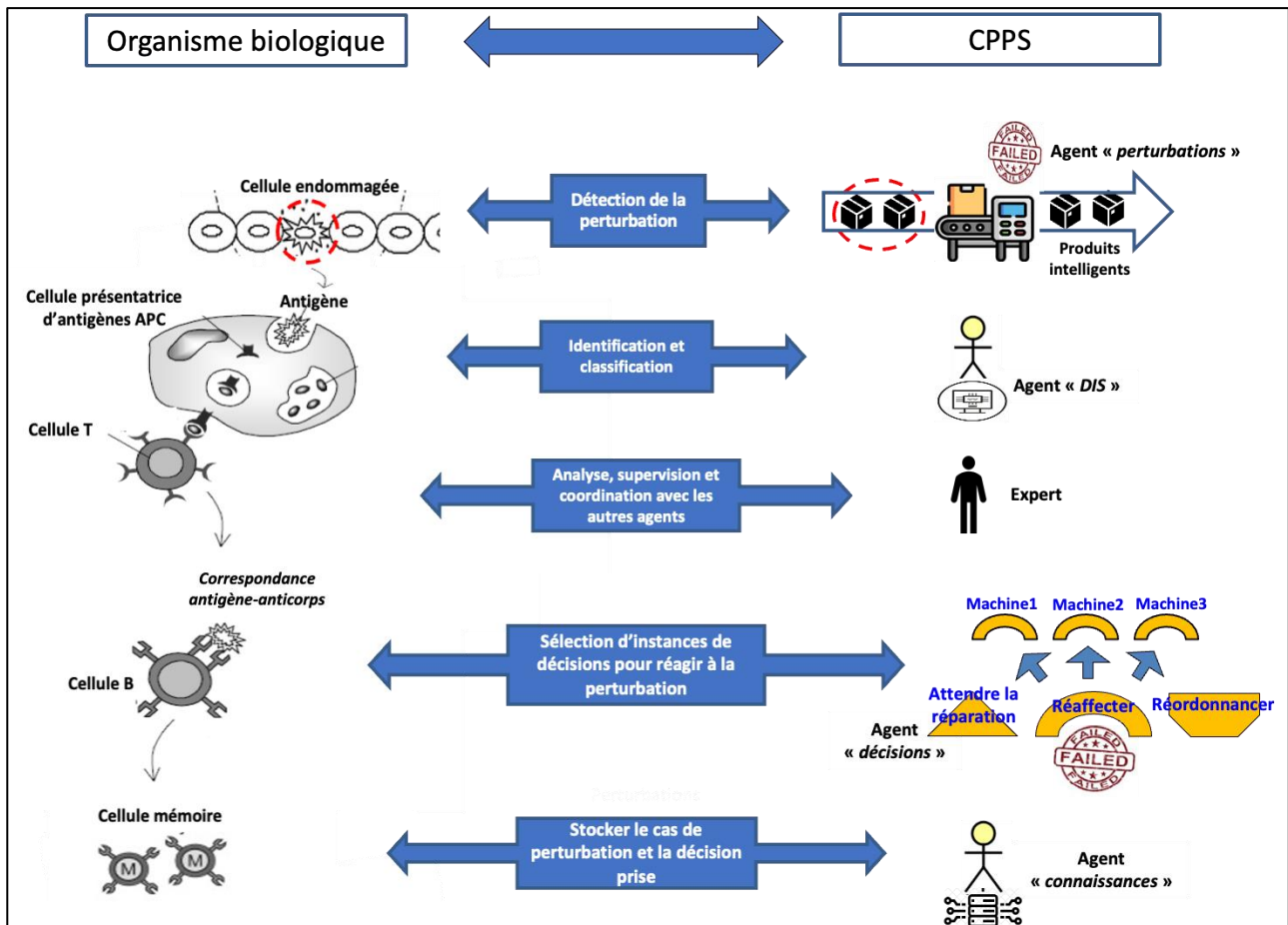


Figure 8. Illustration de l'analogie retenue entre l'organisme biologique et les CPPS.

Les mécanismes MA identifiés sont intégrés dans un système multi-agents. Ce système est largement utilisé pour assurer une intelligence distribuée sur différents agents en interaction dynamique (Shen, 2019). Les agents collaborent et coordonnent leurs actions en vue de réaliser des objectifs. Dans ARTIMOS, les agents représentent les principales cellules de l'immunité biologique. Par conséquent, la troisième couche en partant du haut de la Figure 7 montre les agents, représentant les cellules immunitaires, qui contribuent collectivement à conduire une réponse immunitaire artificielle aux perturbations et aux risques dans les CPPS. Chacun de ces agents met en œuvre certains MA et est impliqué dans certaines interactions contribuant au processus de gestion des perturbations.

Aussi, la Figure 7 montre l'ouverture de l'architecture ARTIMOS en matière d'interopérabilité avec les systèmes d'information industriels existants comme les systèmes de pilotage de la production tels que SCADA « Supervisory Control And Data Acquisition » et MES « Manufacturing Execution System », et les systèmes de gestion des ressources tels que ERP « Enterprise Resource Planning ». Ces systèmes sont directement interfacés avec les produits intelligents, les agents « perturbations », et les agents « décisions » afin de fournir respectivement les informations et les paramètres des perturbations, les caractéristiques du système et son contexte, et les informations sur les flexibilités du système. De plus,

les systèmes d'aide à la décision DSS « Decision Support System » sont interfacés avec les agents « *décisions* » et l'expert pour améliorer et raffiner la prise de décision.

Nous présentons ainsi dans la [Figure 7](#), les différentes interactions entre les agents et le processus de gestion des perturbations. Quatre blocs d'interactions ont été identifiés. Le premier est lié aux applications de reconnaissance des formes, de détection des anomalies, de classification, et diagnostic. Ce type d'interactions est directement lié aux fonctions de détection et d'identification des perturbations. Le deuxième bloc d'interactions est associé aux applications de propagation et de pronostic et il est associé directement à la fonction de la propagation des perturbations afin d'identifier les risques dans le système. Le troisième bloc est dédié aux applications d'évaluation, et il directement lié à la fonction d'évaluation. L'objectif de cette fonction est de quantifier la criticité et les effets résiduels pendant et après la réaction à la perturbation. Finalement, le dernier bloc d'interactions est associé aux applications de réaction.

Enfin, l'un des points forts d'ARTIMOS est la possibilité de représenter explicitement le processus de gestion des perturbations et de mettre en correspondance les contributions de chaque agent aux activités de ce processus. Cette représentation est en fait ce qui permet d'intégrer la résilience opérationnelle par conception dans l'architecture de pilotage proposée. L'ensemble du processus de gestion des perturbations (la dernière couche "processus" de la [Figure 7](#)) est présenté comme suit : *Détecter, Identifier, Propager, Évaluer, Réagir, Mémoriser*.

3.4.3. Blocs réalisés dans le cadre de la thèse

Dans ce qui suit, nous mettrons l'accent sur les principes immunitaires utilisés pour implémenter l'architecture ARTIMOS, ainsi que sur la mise en œuvre éventuelle de ces concepts en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle (voir [Figure 9](#) dans laquelle les blocks non examinés dans la thèse sont en couleur grise).

En ce qui concerne la couche « principes biologiques », nous nous intéressons au principe de discrimination de Soi et non Soi pour la détection des perturbations. Ensuite, nous nous intéressons au principe de présentation d'antigène. Celui-ci nous permettra de construire et structurer les connaissances requises caractérisant les perturbations. Afin de sélectionner/recruter une décision parmi un ensemble de décisions possible, nous utiliserons le principe des théories de réseaux immunitaires. Finalement, nous nous basons sur le principe de la mémoire immunitaire pour pouvoir construire une base de données centralisée qui va être utilisée pour la structuration et la gestion de connaissances.

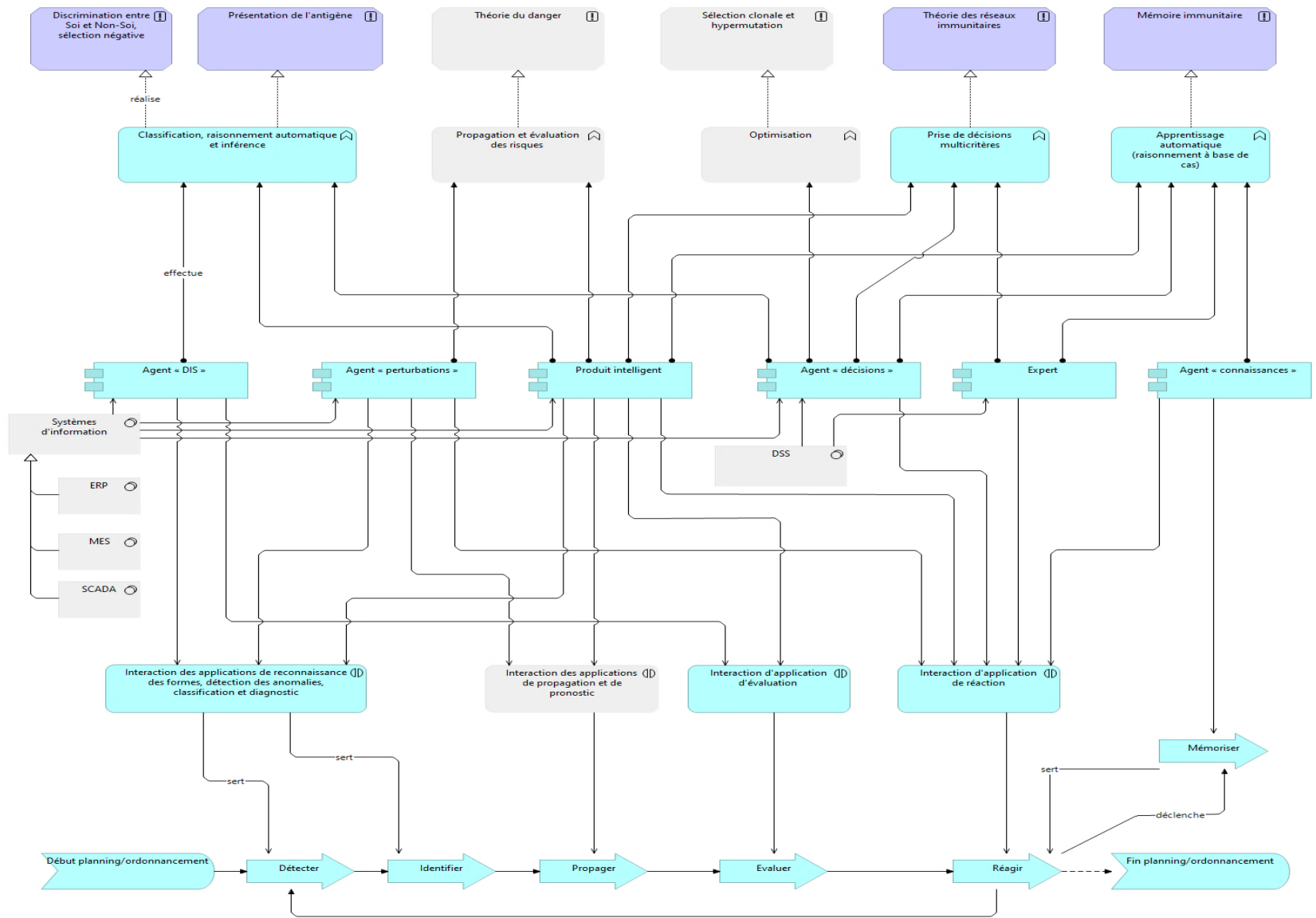
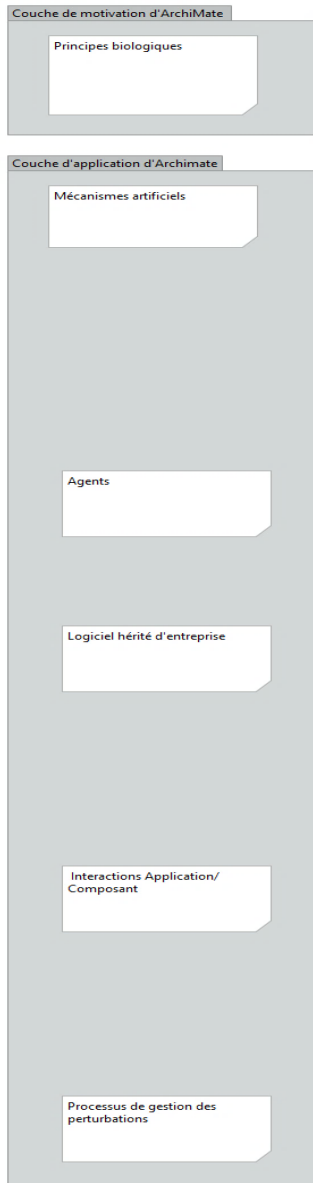


Figure 9. Blocs réalisés dans le cadre de cette thèse (les blocks en gris sont ceux qui ne sont pas examinés).

La couche « application » permet d'utiliser des mécanismes artificiels pour concrétiser les principes biologiques mentionnés ci-avant. Tout d'abord, pour la détection et la représentation des perturbations, nous allons tirer parti des avantages qu'offre le paradigme multi-agents en termes de coordination, des protocoles de communication, des diagrammes états-transitions (i.e., state charts), et des classifications d'événements (i.e., définition de seuils pour que les agents « *DIS* » puisse différencier un événement perturbateur d'un événement non perturbateur). Vu que les CPPS sont par essence des systèmes multicritères, nous allons utiliser un mécanisme de décisions multicritère (i.e., AHP) pour pouvoir implémenter le concept de la théorie des réseaux immunitaires, et par conséquent permettre au produit intelligent de choisir une décision en tenant compte d'un ensemble de critères (i.e., coût de production, temps de production, qualité de service) et du contexte actuel du système. De surcroît, le mécanisme AHP utilisé dans cette thèse est augmenté par des règles expertes afin de pallier les limites de l'AHP classique. En outre, pour le principe de mémoire immunitaire, l'agent « *connaissances* » va être utilisé pour construire une base de données qui centralisera toutes les connaissances.

Pour ce qui des interactions, nous nous intéressons aux interactions de détection et de classification. Également, nous nous intéressons aux interactions d'évaluation en dotant l'agent « *DIS* » de la capacité d'évaluer et de quantifier la criticité de la perturbation et ses effets résiduels pendant et après une perturbation. Finalement, l'interaction de réaction est utilisée pour répondre aux perturbations.

Les systèmes d'information à savoir SCADA et MES fournissent les informations sur le contexte du système de production (e.g., états de ressources et des produits). L'ERP fournit des informations sur la planification de gamme et l'ordonnancement préétabli. Finalement, les DSS ont été développés sous forme d'un ensemble d'interfaces pour faire des analyses de données sur la base de connaissances afin d'ajuster les seuils et les règles fixées par l'expert (voir [l'Annexe A5](#)).

Dans la section suivante, nous décrirons les différentes fonctionnalités et interactions entre les différents agents pris en compte.

3.5. Spécifications de l'architecture distribuée par rapport au paradigme multi-agents

Dans cette section, nous présentons quelques fonctionnalités fondamentales des agents présentés précédemment, tout en mettant l'accent sur les comportements fonctionnels du système de pilotage avec les différents acteurs constitués des produits intelligents, agent « *DIS* », agent « *décisions* », agent « *connaissances* », agent « *perturbations* », expert humain, et des systèmes d'information.

Le système multi-agents permet de fournir un outil d'aide à la gestion des perturbations et à l'intégration de la résilience opérationnelle. Cet outil consiste à la détection des événements nuisibles, classification de ces événements pour déterminer les perturbations, identification des conséquences des

perturbations et enfin, et l'orientation de la prise de décision par la proposition d'actions de pilotage lors de la réaction à ces perturbations. Le système multi-agents a aussi pour objectif de permettre la capitalisation des connaissances lors du traitement des perturbations. Le diagramme des cas d'utilisation de la Figure 10 montre une vue macroscopique des fonctionnalités des agents et de leurs interactions avec le système.

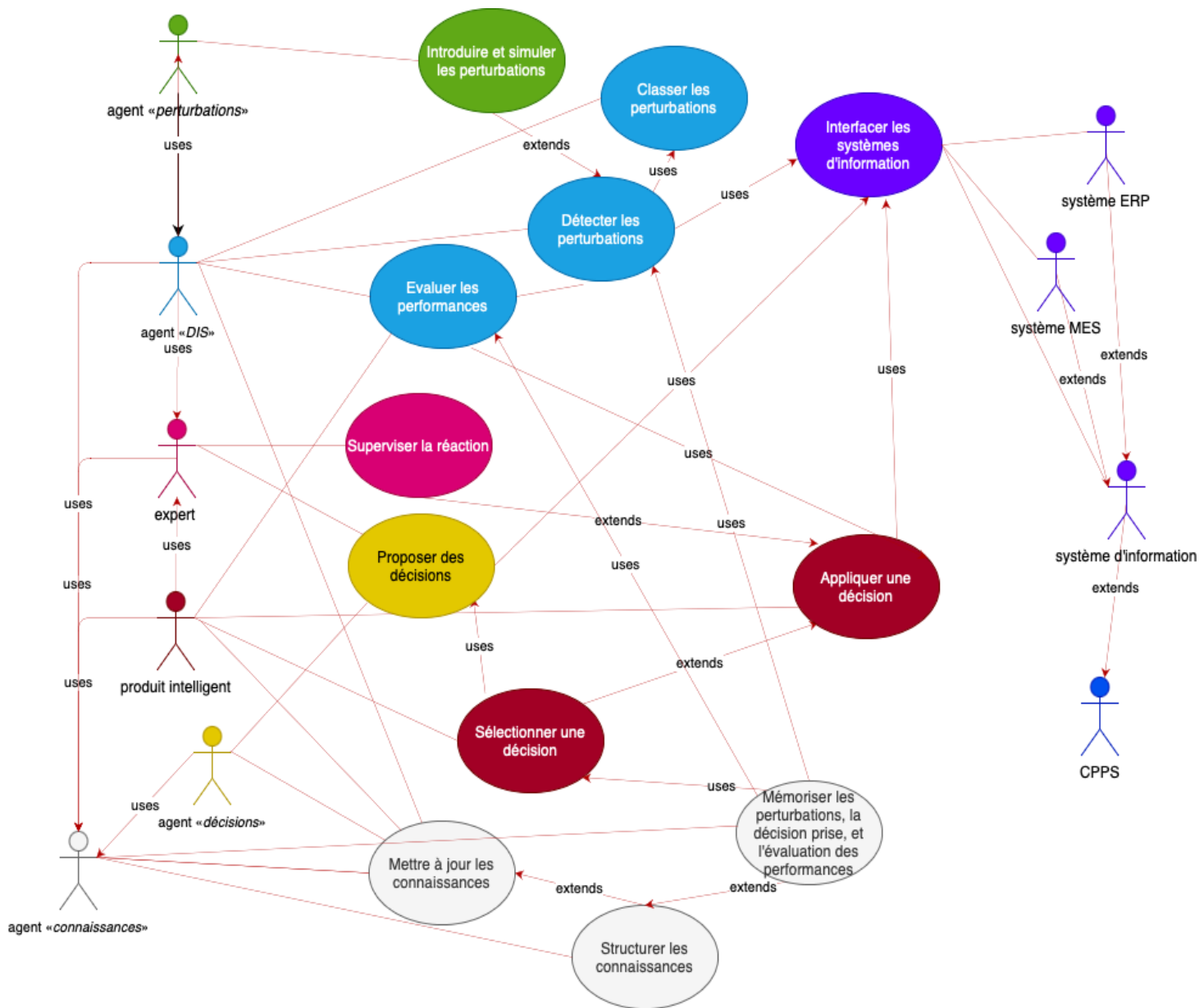


Figure 10. Diagramme de cas d'utilisation de système multi-agents pour le pilotage des CPPS.

Premièrement, le système multi-agents s'intègre dans le paysage des systèmes d'information du système de production en offrant des fonctionnalités pour interfacier ces systèmes. Cet interfaçage est utilisé pour informer dynamiquement les agents de l'état actuel du système de production. Les décisions prises pour faire face aux perturbations sont ensuite communiquées en retour aux systèmes d'information (cas d'utilisation « *interfacier les systèmes d'information* »). Cette interface permet de fournir à l'agent « DIS » les indicateurs, les informations, les intervalles, et les niveaux d'acceptabilité

afin de caractériser les éléments du contexte considérés comme des perturbations. Également, l'interfaçage avec les systèmes d'information permet de proposer les décisions possibles dans un contexte donné (cas d'utilisation « *proposer des décisions* »).

De plus, le système permet de générer les perturbations moyennant l'agent « *perturbations* ». Ce dernier peut introduire une perturbation dans le système afin de simuler son occurrence (cas d'utilisation « *introduire, simuler perturbation* »). Ceci est rendu possible par l'utilisation d'un logiciel de simulation multi-agents que nous allons présenter dans les chapitres suivants.

Aussi, le système permet de doter les produits d'une intelligence leur permettant de prendre les décisions en cas de perturbations. Le produit intelligent peut sélectionner une décision parmi un ensemble de décisions proposées (cas d'utilisation : « *sélectionner une décision* »), l'appliquer (cas d'utilisation « *appliquer une décision* »), et contribuer à évaluer les performances avec l'agent « *DIS* » (cas d'utilisation « *évaluer les performances* »). En plus, le produit peut consulter et mettre à jour la base de connaissances de l'agent « *connaissances* » sur les perturbations, les décisions prises et l'évaluation des performances (e.g., attributs, seuils, règles, indicateurs de performance) (cas d'utilisation « *mettre à jour les connaissances* »).

L'agent « *DIS* » peut détecter automatiquement l'occurrence de certaines perturbations à partir de la classification des événements perçus du système (« cas d'utilisation « *détecter des perturbations* »). Également, l'agent « *DIS* » peut identifier l'appartenance d'événements à des classes de perturbations (« cas d'utilisation « *classer des événements* ») en faisant appel à une base de connaissances et effectuant une classification automatique des événements perçus. Les actions de pilotage et les stratégies de réponse peuvent aussi être déterminées grâce à la classification des conséquences des perturbations.

Par ailleurs, le système multi-agents permet d'interagir avec l'expert, ce qui reflète son rôle dans le système d'aide à la décision. Cette interaction participe à la supervision des décisions prises par le produit intelligent (cas d'utilisation : « *superviser la réaction* »). Ceci est rendu possible en supprimant, mettant à jour les règles et les seuils définis pour décrire les intervalles et les niveaux d'acceptabilité, introduisant au système une nouvelle réponse ou de nouvelles connaissances, modifiant une réponse existante ou proposée, et en supprimant des réponses parmi les réponses proposées. L'expert peut aussi proposer une décision (cas d'utilisation : « *proposer une décision* »). Finalement, l'expert peut permettre l'extension des capacités du système par des fonctionnalités qu'il ne peut pas fournir automatiquement, à savoir le raffinement des règles et des seuils moyennant une analyse de données (voir [Annexe A5](#)).

De surcroît, le système, par le biais de l'agent « *connaissances* », génère et capitalise les connaissances. La base de connaissances structure les connaissances nécessaires à la gestion des perturbations (cas

d'utilisation « *structurer les connaissances* »). Aussi, l'agent « *connaissances* » permet de stocker les occurrences de cas de perturbations, à savoir les causes, les conséquences, les réponses aux perturbations, et l'évaluation de la performance (cas d'utilisation « *mémoriser les perturbations, la décision prise, et l'évaluation des performances* »). A cette fin, une base de connaissances centralisée est conçue et développée. Cette base s'intègre et complète le paysage des systèmes d'information.

Dans la suite de ce chapitre, nous détaillerons les fonctionnalités des produit intelligents en présentant son diagramme de machine à état fini, et la structuration et la gestion des connaissances par l'agent « *connaissances* ».

3.6. Intelligence du produit par la prise de décision basée sur les connaissances

Faisons un zoom sur le bloc « *Application Interaction : Réaction* » représenté sur la [Figure 7](#) et détaillons son fonctionnement et son contenu. Comme nous l'avons expliqué, les agents « *DIS* » diffusent des messages sur les caractéristiques de l'agent « *perturbations* » (i.e., attributs, types). Chaque produit intelligent reçoit ces messages et détermine s'il est affecté par la perturbation, comme le montre la [Figure 11](#), à l'aide d'une machine à états finis et de diagrammes d'activité de langage de modélisation unifié « Unified Modeling Language UML ». Les produits intelligents qui ne sont pas perturbés, et qui sont donc par défaut dans un état opérationnel normal, continuent à exécuter leurs opérations comme planifié au préalable. Les produits intelligents impactés par une perturbation quittent leur état opérationnel normal pour entrer dans un état perturbé. Dans l'état perturbé, ces produits propagent la perturbation en déterminant les conséquences directes et probables (i.e., modélisées en tant que signaux de danger, voir [Figure 13](#)) sur les paramètres opérationnels normaux (i.e., modélisés en tant que Soi, voir [Figure 13](#)). En conséquence, les produits intelligents réagissent en prenant une décision de pilotage. Ensuite, l'agent « *connaissances* » met à jour la base de connaissance en y ajoutant ce cas de perturbation rencontré. De cette manière, les produits intelligents réagissent aux perturbations qui surviennent au cours de chaque opération d'une gamme planifiée. Un cas de perturbation (voir [Figure 13](#)) synthétise toutes les informations relatives aux occurrences de perturbations, aux opérations perturbées, et aux décisions prises. A la fin de l'exécution des opérations planifiées, l'agent « *connaissances* » met à jour la base de cas de perturbation avec le nouveau cas de perturbation.

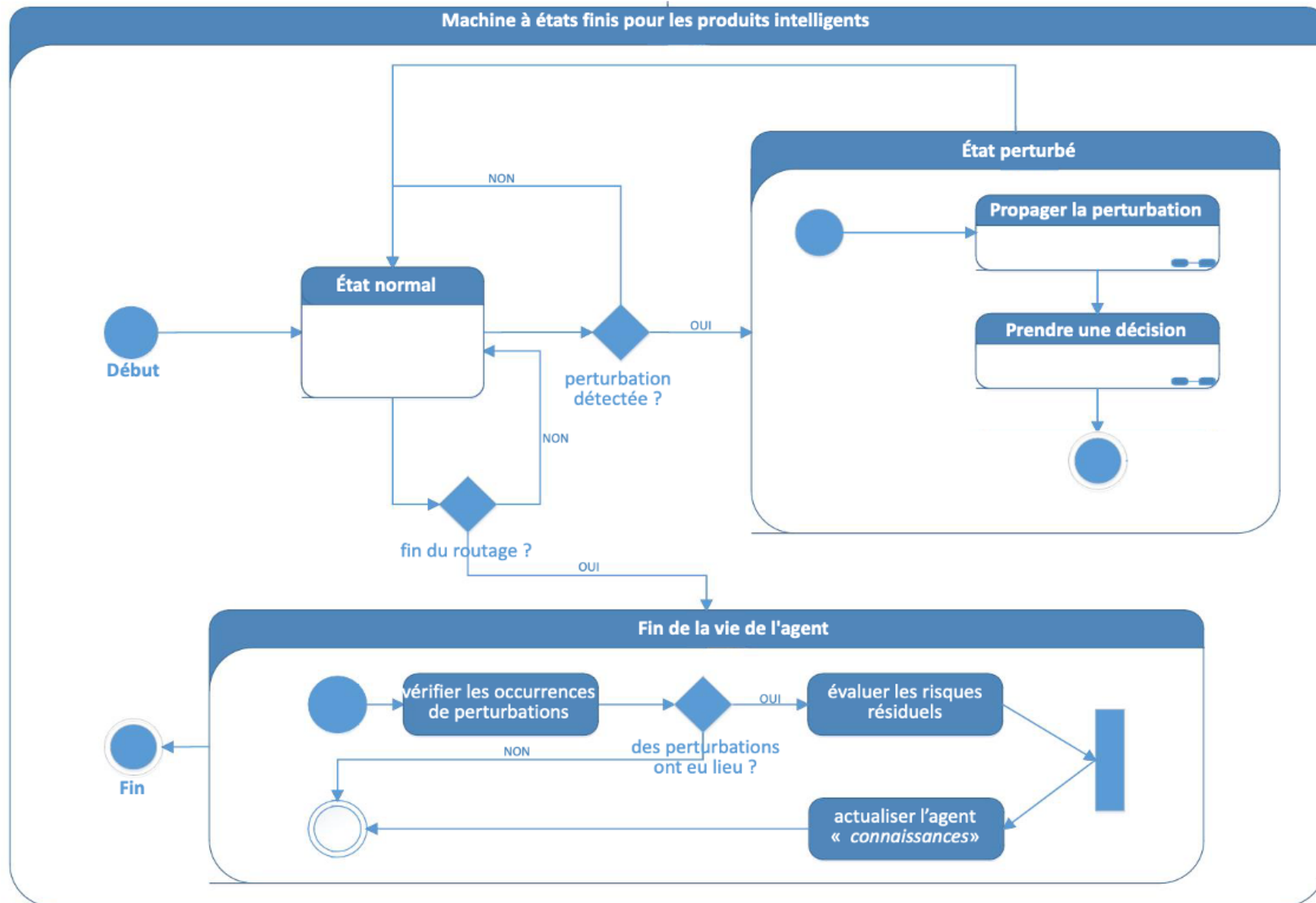


Figure 11. Machine à états finis des produits intelligents.

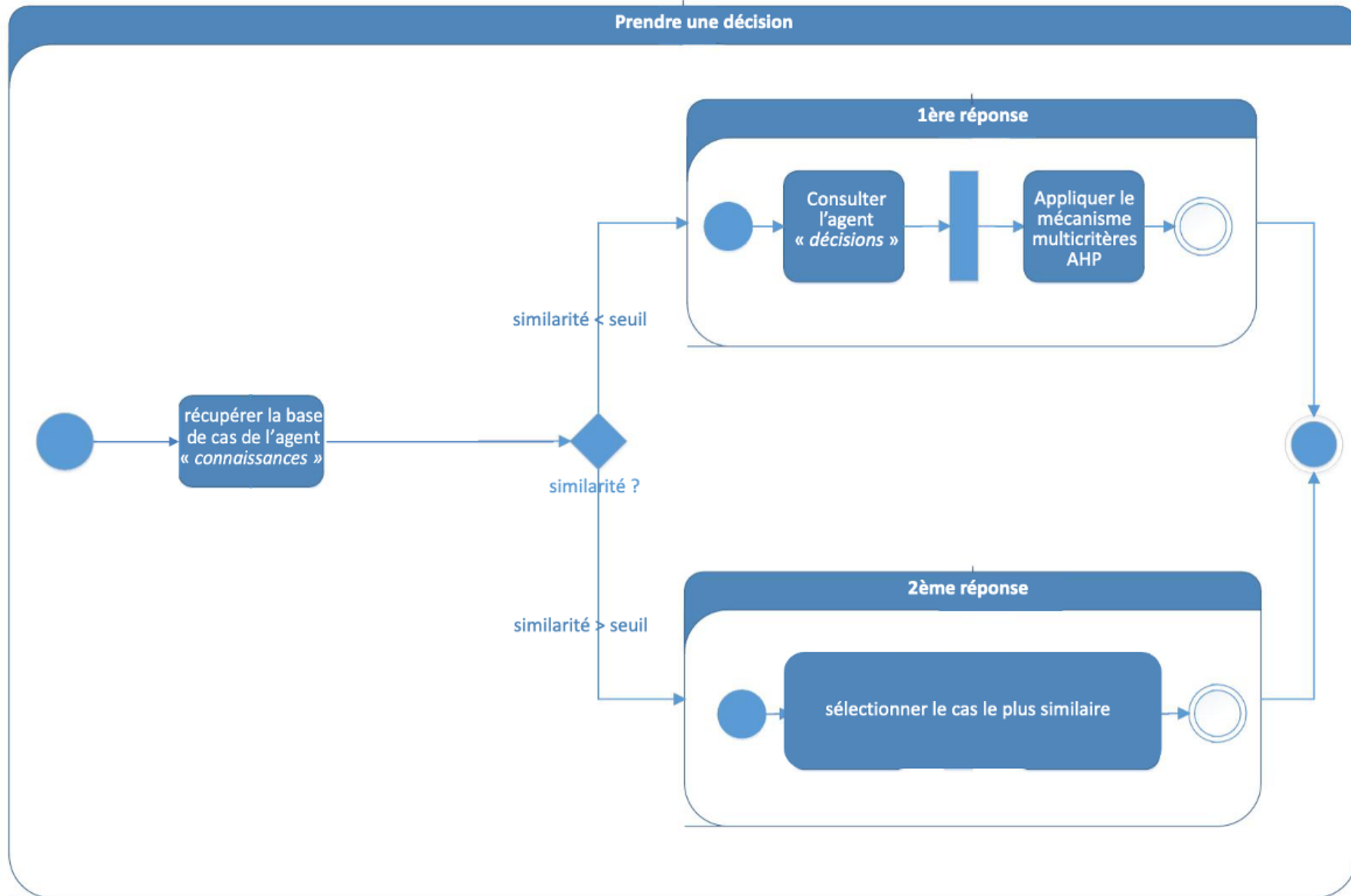


Figure 12. Processus de prise de décision à base de connaissances du produit.

En zoomant sur l'état perturbé, la [Figure 12](#) fournit une description du processus de prise de décision basé sur les connaissances intégrées dans chaque produit intelligent. Ensuite, quand un produit intelligent constate qu'il est affecté par une perturbation, il récupère la base de cas de l'agent « *connaissances* » pour consulter l'historique des cas de perturbations afin de rechercher des cas similaires au cas de perturbation actuel. Deux types de décision sont alors envisageables :

- S'il n'y a pas de cas dans la base, autrement dit, si les similarités des cas extraits de la base de connaissances sont inférieures à un seuil, alors le produit intelligent passe à un état de décision appelée « première réponse », où il interagit avec les agents « *décisions* » pour rechercher les décisions de pilotage disponibles, compatibles avec le type de perturbation et ses conséquences. Ensuite, le produit intelligent doit sélectionner une décision de réaction basée sur une version adaptative de AHP qui est détaillée dans le prochain chapitre.
- Si certains cas de la base de connaissances présentent des similarités égales ou supérieures à un seuil donné, le produit intelligent passe à un état de décision appelée « deuxième réponse », dans laquelle il sélectionne le cas le plus similaire dans l'ensemble des cas récupérés et applique la décision qui a été prise dans ce cas.

3.7. Représentation des cas de perturbation

Pour structurer les données, les informations et les connaissances gérées par les agents, nous nous appuyons sur les ontologies « Web Ontology Language OWL » ([Jaskó et al., 2020](#)). La [Figure 13](#) présente la modélisation d'un cas de perturbation, tel que perçu du point de vue du produit intelligent. L'idée repose sur le fait que les perturbations se produisent pendant qu'un produit exécute (ou bien est sur le point d'exécuter) une opération dans sa gamme planifiée. Dès que l'agent « *DIS* » détecte une perturbation lors d'une opération de produit, il présente le contexte de la perturbation au produit intelligent concerné. La description du contexte montre :

- L'ensemble des spécifications non satisfaites (i.e., le Soi qui est dans un état perturbé) ;
- Pour chaque spécification perturbée, le contexte indique la perturbation et les caractéristiques spécifiques de la perturbation qui ont conduit à la violation de la spécification. Il s'agit d'un moyen de garder une trace des causes de la violation directe d'une spécification par une perturbation ;
- Les conséquences directes et probables en aval (i.e., les risques opérationnels) de la perturbation, modélisées comme des dangers (i.e., des classes de risques opérationnels) et des signaux de danger (i.e., un ensemble d'attributs descriptifs, qui est spécifique à une classe de risque, chaque classe de risque a un ensemble distinctif d'attributs descriptifs). Il s'agit d'un

moyen de propager la perturbation et de déterminer ses conséquences de manière proactive. La propagation se fait non seulement sur l'opération perturbée actuelle, mais aussi sur les opérations en aval. Par conséquent, les perturbations peuvent générer d'autres types de perturbations, et les risques peuvent générer d'autres types de risques ;

Ensuite, les produits intelligents agressés réagissent à la perturbation et créent le contexte de réaction décrit comme suit :

- Des décisions de pilotage qui sont disponibles pour traiter les perturbations et les risques. Chaque type de décision de pilotage peut avoir un ensemble d'alternatives disponibles ;
- La décision de pilotage retenue pour réagir à la perturbation. Elle est le résultat du processus de décision de produit intelligent, et elle sera stocker dans la base des connaissances ;

Ensuite, l'agent « *DIS* » évalue la performance de la réponse à la perturbation pendant et après la réaction. Il existe 2 types d'évaluation :

- La performance locale de la décision de pilotage pendant et après la réaction à la perturbation ;
- La performance globale des décisions du produit intelligent, évaluée après la fin du routage du produit et sa sortie du système.

3.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons identifié les apports potentiels de l'immunité biologique dans le pilotage des CPPS afin d'intégrer la résilience opérationnelle. Nous avons établi des analogies structurelles et fonctionnelles entre l'immunité biologique et le pilotage de CPPS. Ces analogies nous ont permis d'adapter les mécanismes immunitaires au contexte de pilotage des systèmes de production. Ces contributions sont génériques, et prennent en compte une variété de perturbations, et aussi intégrées en couvrant tout le processus qui caractérise la résilience opérationnelle.

Nous avons modélisé une architecture distribuée pour le pilotage des CPPS en se basant sur le standard d'architecture d'entreprise ArchiMate. L'objectif est d'intégrer le processus de la résilience opérationnelle dans le pilotage des CPPS. Ce processus comprend les fonctions de la détection, de l'identification des perturbations, d'évaluation, de réaction, et de capitalisation des connaissances. Ces fonctions sont réparties sur un ensemble d'agents inspirés des cellules immunitaires biologiques. Ainsi, nous avons décrit l'intelligence et la prise de décision distribuée sur les produits leur permettant de réagir aux perturbations dans les CPPS et par conséquence d'améliorer la résilience opérationnelle. Finalement, nous avons présenté un modèle de représentation des cas de perturbations pour une meilleure gestion et structuration de connaissances sur les perturbations, les décisions de pilotage, et l'évaluation de performance de réaction par les produits intelligents.

Dans le chapitre suivant, nous essaierons d'apporter des éléments de réponses aux questions soulevées en lien avec la réalisation et la mise en œuvre de nos propositions. Notre attention se portera sur le développement d'un mécanisme décisionnel pour permettre aux produits intelligents de réaliser les fonctionnalités décrites dans la [Figure 10](#). Le mécanisme développé permettra d'assurer l'interaction du produit intelligent avec les experts de système de production afin d'améliorer la résilience opérationnelle.

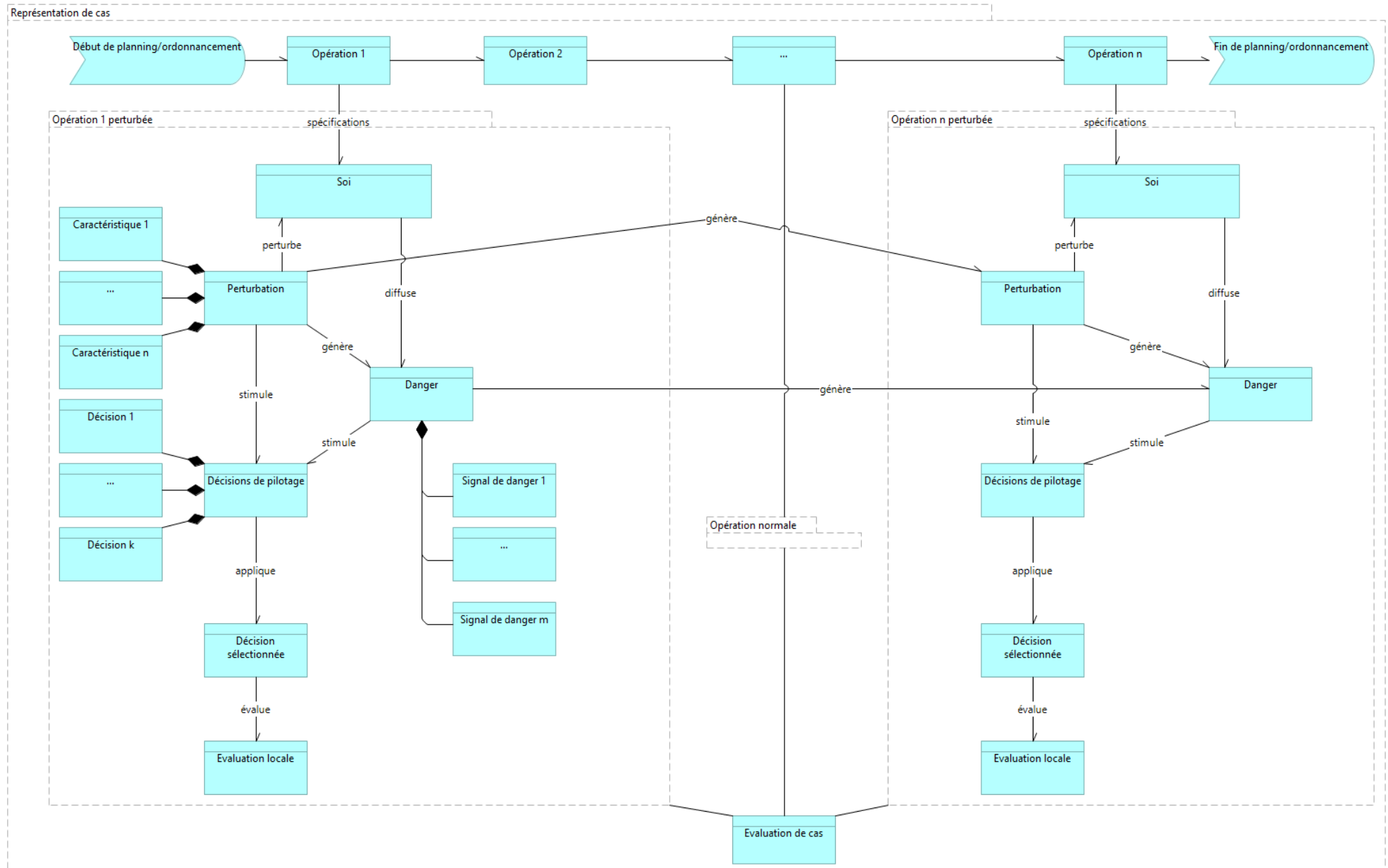


Figure 13. Représentation d'un cas de perturbation.

Chapitre 4. Contribution méthodologique : Méthode de hiérarchie multicritère augmentés par des règles expertes

RÉSUMÉ

Dans les systèmes cyber-physiques de production (CPPS), de nombreuses architectures de pilotage distribué ont été proposées pour rendre les objets et les ressources de production intelligents. Dans les approches de pilotage par les produits (Product Driven Control PDC), les produits deviennent actifs afin de pouvoir stocker et traiter les informations, interagir, et prendre des décisions de manière intelligente, autonome et adaptative. Néanmoins, le développement de mécanismes de pilotage embarqués dans les produits et qui leur permettent de faire face aux perturbations reste un problème de recherche ouvert, complexe, et difficile. Ce chapitre proposera une approche PDC qui permet aux produits intelligents d'apprendre à prendre des décisions de pilotage pour réagir aux perturbations et maintenir la continuité des opérations. L'objectif est de réaliser certaines fonctionnalités fondamentales de l'architecture ARTIMOS décrites précédemment. Nous mettrons l'accent sur les comportements fonctionnels du système de pilotage avec les différents agents constitués des produits intelligents, agent « *perturbations* », agent « *décisions* », agent « *DIS* », et de l'expert humain. Le mécanisme de pilotage que nous proposerons est nommé A-AHP « *Augmented Analytic Hierarchy Process* », et augmenté par des règles expertes afin de remédier aux limites de l'AHP classique. Le mécanisme proposé contribuera à l'intégration et à l'amélioration de la résilience opérationnelle par les produits intelligents.

4.1. Introduction

Avant de décrire le mécanisme utilisé pour réagir aux perturbations, nous nous appuyerons sur l'architecture ARTIMOS pour déterminer les concepts biologiques dont nous avons besoin pour détecter et identifier les perturbations (voir Figure 14). De ce fait, l'agent « *DIS* » collecte toutes les informations nécessaires pour détecter et identifier les classes de perturbation représentant l'agent « *perturbations* ». Pour cela, l'agent effectue des raisonnements automatiques et des inférences de l'ontologie tels que la classification (e.g., classer les perturbations par type) et le filtrage (e.g., consulter des cas de perturbations qui satisfont un certain nombre de critères). Ensuite, quand l'agent « *DIS* » détecte une classe de perturbation, il présente toutes les informations et les caractéristiques correspondantes aux produits intelligents concernés. Ces derniers s'en servent ensuite pour activer leur mécanisme décisionnel. A noter que dans cette thèse nous n'allons pas détailler l'aspect de raisonnement et d'inférence d'ontologie pour détecter les anomalies et déterminer les types de perturbation, qui a été déjà étudié dans (Bayar et al., 2016).

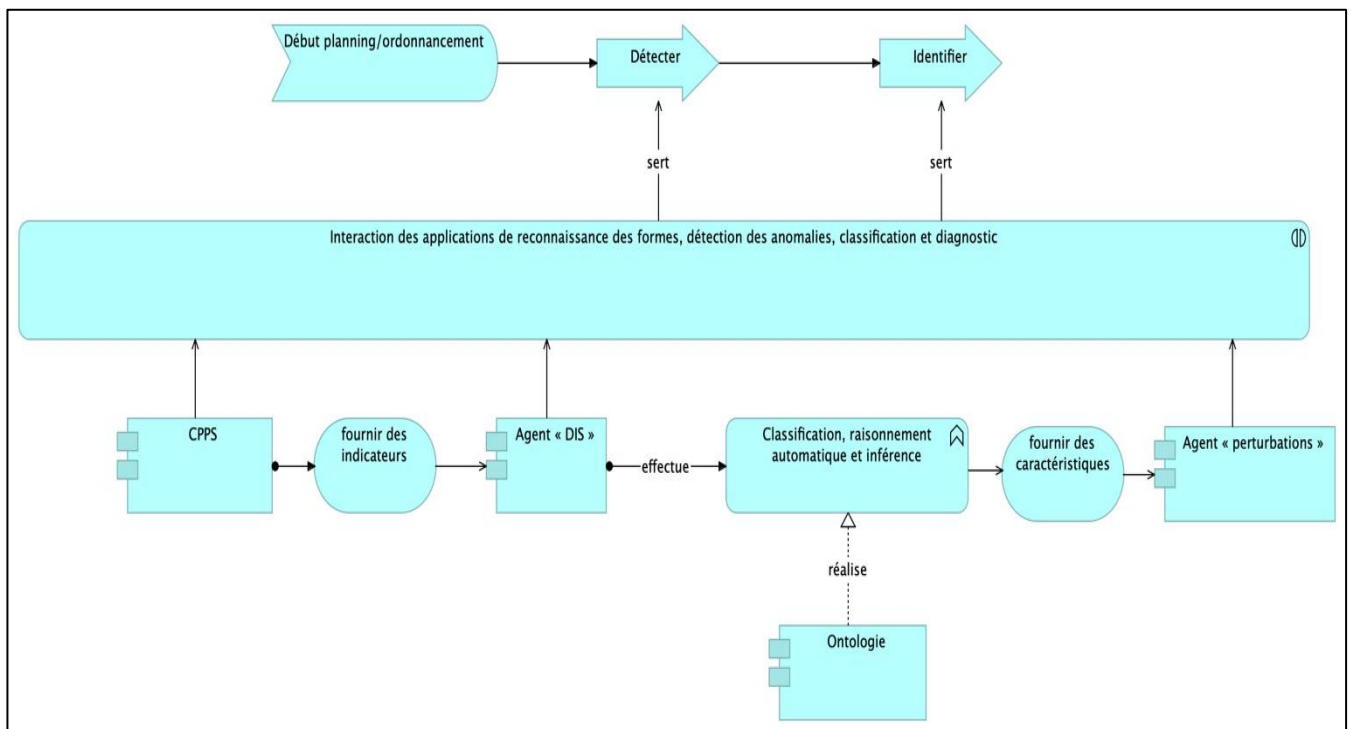


Figure 14. Zoom sur les fonctions de détection et d'identification.

Par ailleurs, pour que le produit intelligent puisse activer son mécanisme décisionnel, (voir Figure 15), l'agent « *décisions* » fournit l'ensemble de décisions de pilotage adaptées à la perturbation. Ensuite, lors de la prise de décision, les produits intelligents collectent les indicateurs qui caractérisent le contexte du système. L'expert du système de production définit des critères et des règles que les produits intelligents utilisent pour sélectionner la décision la plus appropriée.

Dans la suite de ce chapitre, nous présenterons le mécanisme décisionnel multicritères développé dans le cadre de cette thèse. Ce mécanisme est basé sur une version adaptative du processus de hiérarchie analytique AHP augmenté par des règles expertes.

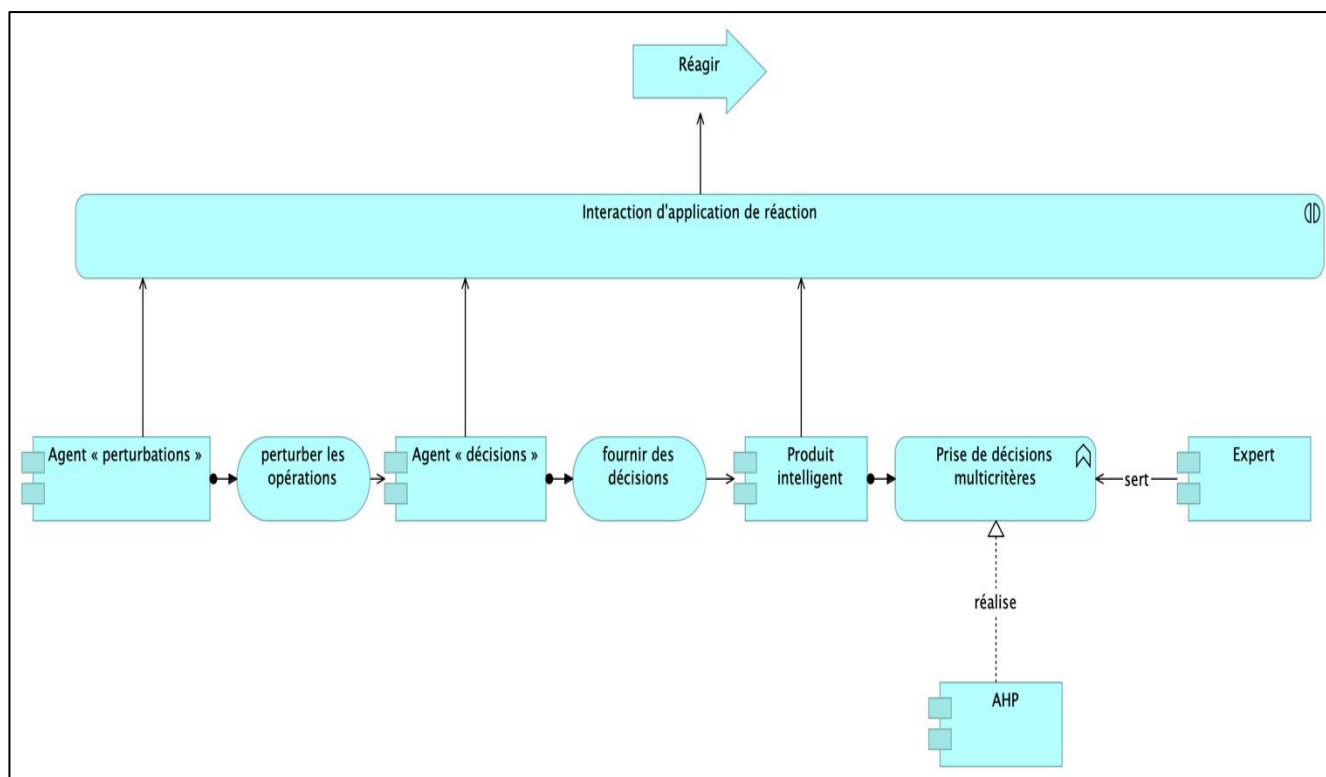


Figure 15. Zoom sur la fonction de réaction.

4.2. Cadre général de mécanisme décisionnel proposé

Dans le cadre proposé (voir Figure 16), les experts du système de production délèguent les responsabilités de pilotage aux produits intelligents. Une approche réactive est considérée, où aucune connaissance préalable n'est disponible ou prédite sur les opérations et services futurs. Les produits intelligents sont libérés dans le système de production selon un planning d'allocation préétabli, fourni par exemple par l'ERP. En cas de perturbation, le planning doit être adapté en fonction du contexte du système de production. Pour faire face à la perturbation, le produit intelligent doit alors sélectionner la ressource qui fournira le prochain service requis en sélectionnant une décision de pilotage parmi un ensemble de décisions disponibles. Pour réaliser cette sélection, on utilise la prise de décision multicritère basée sur l'AHP.

La délégation de pilotage aux produits intelligents est réalisée par la définition de règles permettant d'adapter les préférences des décisions de pilotage, en fonction des connaissances générales sur les seuils et les indicateurs du système de production. Notre approche vise à doter les produits intelligents

de capacités décisionnelles multicritères pour sélectionner la prochaine ressource qui fournira le service requis d'une manière réactive et adaptable au contexte du système de production, en particulier en cas d'apparition de perturbations et de risques opérationnels.

Comme l'AHP classique présente certaines limites fondamentales en ce qui concerne les problèmes dynamiques (Ho & Ma, 2018; Khaira & Dwivedi, 2018), il doit être adapté aux exigences du problème de pilotage dynamique. Dans ce chapitre, l'AHP fournit un processus augmenté, transparent, qui fournit un mécanisme en boîte blanche pour adapter l'évaluation et le classement des décisions de pilotage. Ainsi, le mécanisme AHP permet à un produit intelligent de tirer profit des spécificités du produit et des flexibilités disponibles, et d'adapter les décisions de pilotage en tenant compte des connaissances contextuelles liées à la fois au contexte du système de production et aux flexibilités du produit. L'intelligence émerge d'une interaction entre les experts de production et les produits intelligents par la définition des règles. Les règles fournissent un moyen explicite pour montrer comment AHP est adapté, et pour expliquer et retracer comment les décisions ont été prises.

Dans la [Figure 16](#), deux boucles sont distinguées :

- Une boucle orange, impliquant l'expert du système de production, lui permet d'affiner ses connaissances et ses attentes, et de les transférer aux produits intelligents en définissant un ensemble de règles.
- Une boucle de couleur verte, impliquant les produits intelligents leur permettent de prendre des décisions en utilisant l'ensemble des règles définies et raffinées.

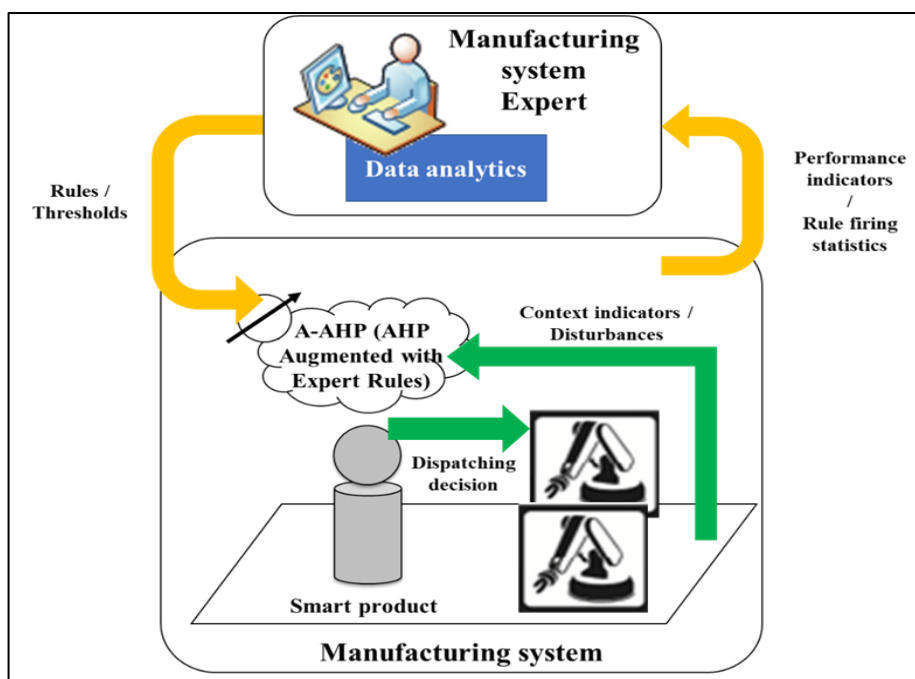


Figure 16. Cadre général d'investigation et d'étude (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

4.3. Hypothèses de modélisation et notations

La [Figure 17](#) présente une vue abstraite d'un système de production, où des entités fixes (i.e., des ressources), situées autour d'un réseau de routage, fournissent des services à des entités mobiles (i.e., des produits) se déplaçant sur le réseau de routage. Les hypothèses relatives à ces entités sont explicitées ci-dessous.

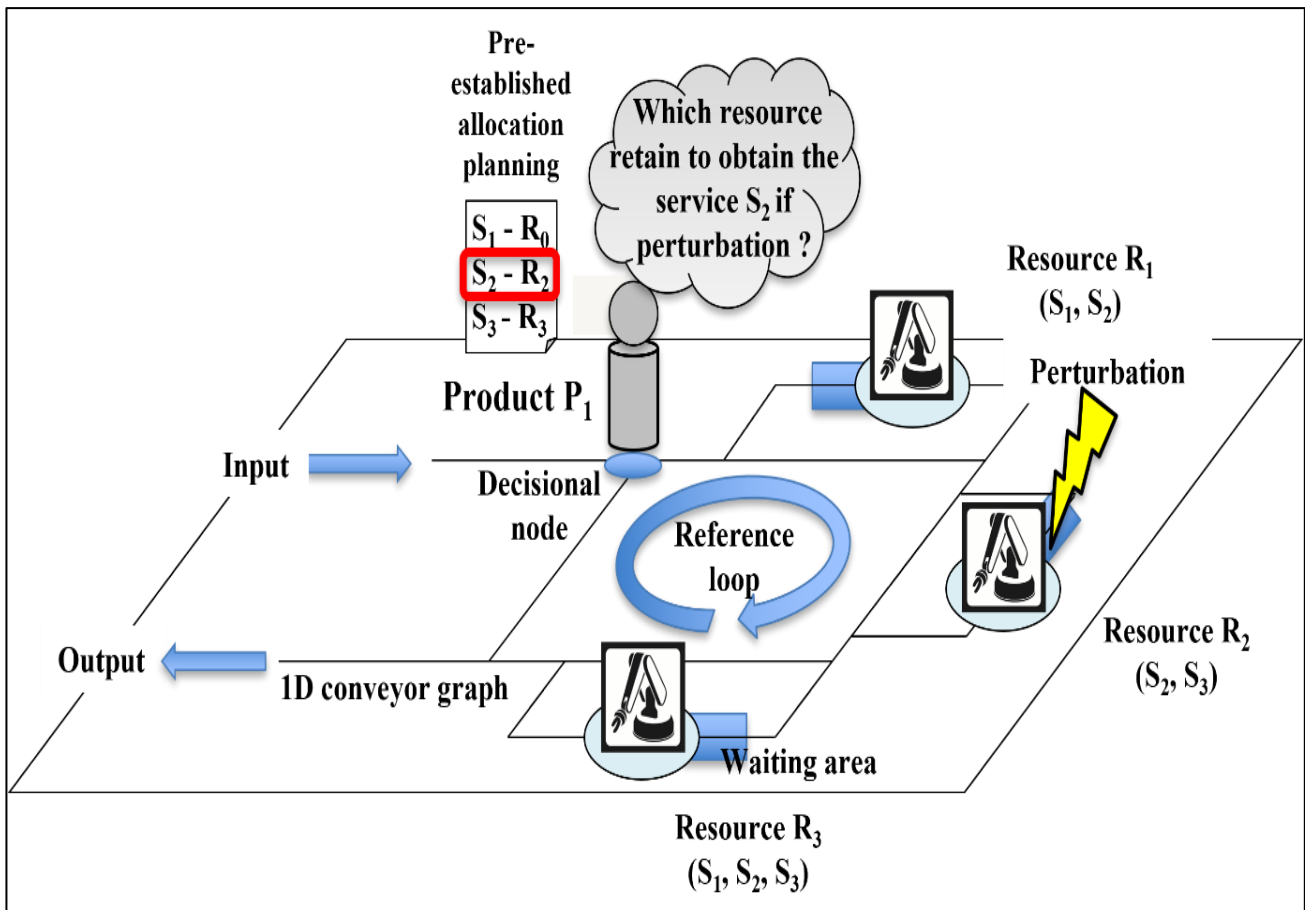


Figure 17. Modélisation des systèmes de production (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

4.3.1. Ressources et services associés

Conformément à l'approche PDC, les ressources sont considérées comme des entités passives qui ne fournissent des services que sur demande, sans aucune capacité décisionnelle (Trentesaux & Thomas, 2013). Une ressource fournit un ensemble de services avec des temps de service différents. Certains services peuvent être délivrés par plusieurs ressources, considérées comme redondantes. Une zone d'attente est associée à chaque ressource, d'une capacité limitée, avec une règle FIFO. Les ressources ont une fiabilité limitée et sont soumises à des perturbations. Ces dernières ont un impact direct sur la qualité de service des ressources.

4.3.2. Réseau de routage

Le réseau de routage est modélisé comme un graphe dirigé, fortement connecté, et capable de relier les différents nœuds de ressources. Une boucle de routage spécifique, appelée boucle de référence, est utilisée pour faire « boucler » les produits en attente de la disponibilité d'une ressource. Sur cette boucle de référence sont placés des nœuds décisionnels, où les produits doivent décider quelle ressource sélectionner pour obtenir le prochain service. Un système de transport est associé au réseau de routage pour réaliser la logistique interne. Le système de transport est supposé être de capacité limitée (e.g., un ensemble de tronçons de transport). De plus, nous supposons que le système de transport est fiable ; temps de transport fixes, pas de ralentissement, pas de panne, et pas d'intervention de maintenance qui interdisent l'utilisation de système de transport.

4.3.3. Produits et processus de pilotage associé

Un ensemble de produits de types différents est considéré. Un ordre de production (i.e., un ensemble de services à obtenir, service par service, voir l'exemple de l'[Annexe A1](#)) est associé à chaque produit. Lorsqu'un produit atteint un nœud décisionnel, il acquiert des indicateurs de contexte de production. Ces indicateurs sont analysés par des entités informationnelles spécifiques (i.e. l'agent « *DIS* ») afin de détecter d'éventuelles perturbations. Sur la base de cette analyse, deux modes de fonctionnement sont possibles :

- Dans le cas où aucune perturbation n'est détectée, le produit continue à fonctionner en mode "normal" : chaque produit suit une planification d'allocation préétablie (i.e., une liste des ressources à visiter pour obtenir l'ensemble des services) élaborée par un système de planification centralisé.
- En cas de détection d'une perturbation, l'agent « *DIS* » s'appuie sur le raisonnement automatisé de l'ontologie pour déterminer le type de perturbation. Le produit passe alors en mode perturbé et doit prendre des décisions de pilotage pour réagir à la perturbation.

4.3.4. Notations

Cette sous-section présente l'ensemble des notations qui sont utilisées dans ce chapitre et les chapitres suivants, classées par ordre alphabétique :

- $A = (a_{n,o})_{N \times N}$: la matrice carrée N par N des préférences entre les critères, indépendamment des décisions de pilotage.

- $B_{C_n} = (b_{m,p})_{C_n}$: la matrice carrée M par M des préférences des décisions de pilotage par rapport au critère C_n ($n \in \{1, \dots, N\}$).
- C_n : l'ensemble de N critères pour évaluer et classer les décisions de pilotage, indexés par $n \in \{1, \dots, N\}$.
- CR: le rapport de cohérence.
- $CSRL$: le coût moyen de rester dans la boucle de référence en unités monétaires.
- D_m : l'ensemble de M décisions de pilotage, indexées par $m \in \{1, \dots, M\}$.
- $F_{C_n - D_m - D_p}$: la fonction impliquant un ensemble d'indicateurs utilisés pour comparer la décision D_m à D_p par rapport au critère C_n .
- FR_{R_i} : le taux de défaillance de la ressource R_i .
- LC : le coût logistique en unités monétaires ; lorsque le produit décide d'aller vers une ressource alternative, un coût logistique supplémentaire est ajouté en unités monétaires.
- $MinThreshold_{C_n}$: les seuils minimaux d'importance relative au critère C_n .
- $MaxThreshold_{C_n}$: les seuils maximaux d'importance relative au critère C_n .
- P_l : l'ensemble de L produits, indexés par $l \in \{1, \dots, L\}$.
- PT_{R_i} : le temps de traitement sur la ressource R_i en unité de temps.
- PC_{R_i} : le coût de production sur la ressource R_i en unités monétaires.
- R_i : l'ensemble de I ressources, indexées par $i \in \{1, \dots, I\}$.
- RPT_{R_i} : le temps nécessaire pour réaliser un service sur une ressource R_i .
- S_j : l'ensemble de services J fournis par les ressources, indexés par $j \in \{1, \dots, J\}$.
- $Thr_{RPT_{R_i}}$: les seuils de temps nécessaire pour réaliser un service RPT_{R_i} .
- $Thr_{TTF_{R_i}}$: le seuil du temps de défaillance d'une ressource R_i .
- TTF_{R_i} : le temps de défaillance d'une ressource R_i ($i = 2, 3, 4$) en unités de temps.
- TTR_{R_i} : le temps de réparation d'une ressource R_i ($i = 2, 3, 4$) en unités de temps.
- U_k : l'ensemble de K perturbations, indexées par $k \in \{1, \dots, K\}$.

- w_{C_n} : le vecteur de poids des préférences par rapport au critère C_n .
- $w_{D_m C_n}$: le vecteur de poids des préférences de décision par rapport au critère C_n ($n \in \{1, \dots, N\}$).
- w_D : le vecteur de poids des préférences de décision par rapport à tous les critères.
- WTQ_{R_i} : le temps d'attente moyen des produits dans la file d'attente de la ressource R_i .
- $WTRL$: le temps d'attente moyen des produits dans la boucle de référence.

4.4. Mécanisme AHP classique et limitation pour le PDC

AHP permet de classer un ensemble fini d'alternatives disponibles en fonction de critères multiples. Ce classement est réalisé sur la base de comparaisons par paire. La [Figure 18](#) ci-dessous présente les principales étapes de la procédure AHP classique pour illustrer la prise de décision par le produit (i.e., la sélection d'une décision de pilotage) dans un contexte donné. La présentation de la procédure AHP classique permet de pointer ses limites lorsqu'elle est appliquée à des problèmes dynamiques, comme le pilotage par les produits dans un environnement perturbé, et donc la nécessité d'introduire des étapes d'adaptation.

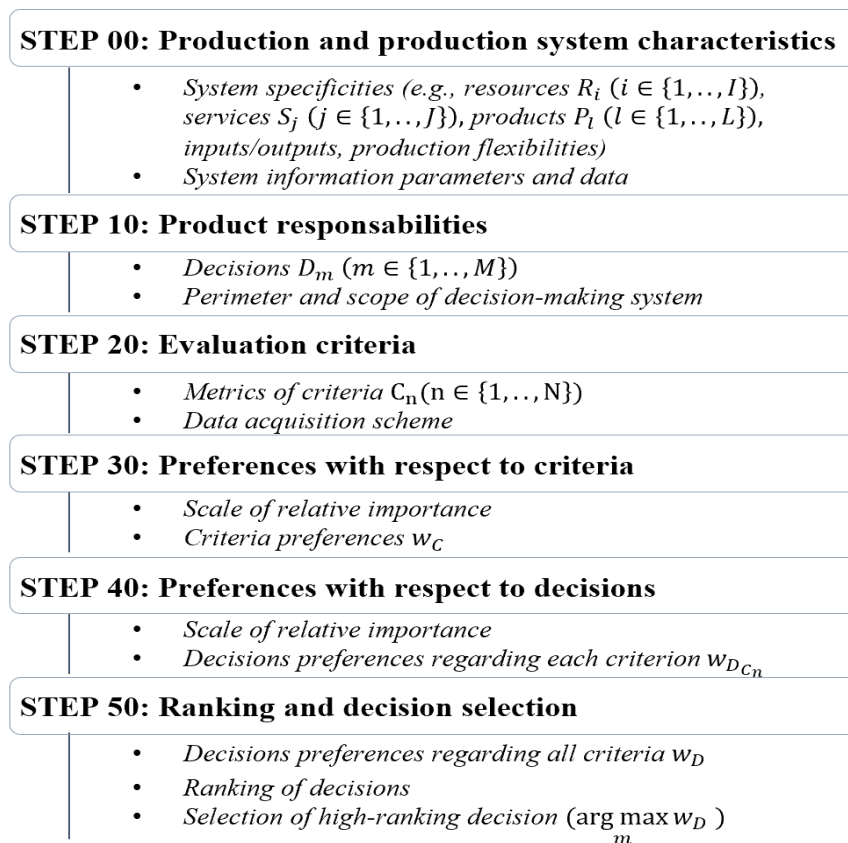


Figure 18. Etapes de l'AHP standard (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

4.4.1. ETAPE 00 - Caractéristiques du produit et du système de production

Cette étape définit les spécificités du système de production (e.g., les ressources R_i ($i \in \{1, \dots, I\}$), les services S_j ($j \in \{1, \dots, J\}$), les produits P_l ($l \in \{1, \dots, L\}$), la disposition des installations, les entrées/sorties, la logistique interne), les flexibilités de production (e.g., gammes principales et alternatives, ressources équivalentes), et les paramètres et données du système (e.g., taux d'arrivée, taux de défaillance, retards tolérables). Cette étape fournit aux agents associés aux produits intelligents une représentation de leur environnement et leur permet d'interagir avec les systèmes d'information d'entreprise (i.e., ERP, MES, SCADA) pour obtenir des mises à jour appropriées.

4.4.2. ETAPE 10 - Responsabilités du produit

Cette étape définit les degrés de liberté décisionnels autorisés pour les produits intelligents, c'est-à-dire les décisions D_m ($m \in \{1, \dots, M\}$) que les agents « *décisions* » puissent proposer au produit intelligent. Cette étape fixe le périmètre de décision du produit.

4.4.3. ETAPE 20 - Critères d'évaluation

Cette étape définit un ensemble de critères C_n ($n \in \{1, \dots, N\}$), de métriques et de schémas d'acquisition de données par rapport auxquels les décisions sont évaluées et classées. Par exemple, dans un contexte de production, les métriques liées au temps, au coût et à la qualité du service doivent toutes être prises en compte lors de la prise de décisions de pilotage.

4.4.4. ETAPE 30 - Préférences par rapport aux critères

Cette étape définit une échelle d'importance relative (comme celle présentée dans le [Tableau 4](#), extrait de [\(Saaty, 1994\)](#)), et établit les préférences des critères, indépendamment des décisions, sur la base d'un ensemble de comparaisons par paire. Cette comparaison par paire, effectuée par l'expert, donne lieu à une matrice de préférences carrée A , qui est ensuite normalisée pour déterminer les poids relatifs des critères. Dans la matrice A , les éléments $a_{n,o}$ représentent l'échelle d'importance d'un critère C_n par rapport au critère C_o (Pour un exemple illustratif, voir le [Chapitre 5](#)).

Tableau 4. Échelle d'importance relative.

Échelle	Evaluation numérique	Réciproque
Importance égale	1	1
Importance égale à modérée	2	1/2
Importance modérée	3	1/3
Importance modérée à forte	4	1/4
Importance forte	5	1/5
Importance forte à très forte	6	1/6
Importance très forte	7	1/7
Importance très forte à extrême	8	1/8
Importance extrême	9	1/9

La matrice $A = (a_{n,o})_{N \times N}$ est caractérisée comme décrit dans (1) :

$$\begin{cases} a_{n,n} = 1, \forall n \in \{1, \dots, N\} \\ a_{n,o} = \frac{1}{a_{o,n}}, \forall n \in \{1, \dots, N\}, \forall o \in \{1, \dots, N\}, n \neq o \end{cases} \quad (1)$$

La matrice A est ensuite normalisée pour obtenir la matrice $A' = (a'_{n,o})_{N \times N}$ comme indiqué dans (2):

$$\left\{ a'_{n,o} = \frac{a_{n,o}}{\sum_n a_{n,o}}, \forall n \in \{1, \dots, N\}, \forall o \in \{1, \dots, N\} \right. \quad (2)$$

Enfin, le vecteur de poids relatif aux préférences des critères, noté $w_C = (w_{C_n})_{n \in \{1, \dots, N\}}$ est calculé comme indiqué dans (3) :

$$w_{C_n} = \frac{\sum_o a'_{n,o}}{N}, \forall n \in \{1, \dots, N\} \quad (3)$$

Un test de cohérence est effectué pour vérifier les valeurs données dans la matrice de comparaison (Saaty, 1994).

4.4.5. ETAPE 40 - Préférences par rapport aux décisions

Cette étape effectue une comparaison par paire des décisions concernant chaque critère. Chaque comparaison par paire vise à établir une préférence pour une décision par rapport à une autre et pour chaque critère donné (par exemple, en utilisant l'échelle de préférence du [Tableau 4](#), la décision D_m

est X fois plus importante que la décision D_p par rapport à un critère donné C_n). En considérant un critère C_n donné, chaque comparaison par paire donne lieu à une matrice de préférence carrée, M par M , $B_{C_n} = (b_{m,p})_{C_n}$, $\forall (m,p) \in \{1, \dots, M\}$ et est caractérisée comme dans (4) :

$\begin{cases} b_{m,m_{C_n}} = 1, \forall m \in \{1, \dots, M\} \\ b_{m,p_{C_n}} = \frac{1}{b_{p,m_{C_n}}} \forall m \in \{1, \dots, M\}, \forall p \in \{1, \dots, M\}, m \neq p \end{cases}$	(4)
--	-----

Pour chaque critère, la matrice B_{C_n} est ensuite normalisée comme dans (5) :

$b'_{m,p_{C_n}} = \frac{b_{m,p_{C_n}}}{\sum_m b_{m,p_{C_n}}} \forall m \in \{1, \dots, M\}, \forall p \in \{1, \dots, M\}$	(5)
--	-----

Le vecteur de poids relatif aux préférences de décision par rapport chaque critère C_n , noté $w_{D_{C_n}} = (w_{D_{m_{C_n}}})_{m \in \{1, \dots, M\}}$ est calculé comme indiqué dans (6) :

$w_{D_{m_{C_n}}} = \frac{\sum_p b'_{m,p_{C_n}}}{M}, \forall m \in \{1, \dots, M\}$	(6)
--	-----

Enfin, le vecteur de poids w_D des préférences de décision par rapport à tous les critères est calculé comme dans (7) :

$w_D = (w_{D_m})_{m \in \{1, \dots, M\}}, \text{ where } w_{D_m} = \sum_n w_{D_{m_{C_n}}} \times w_{C_n}, \forall m \in \{1, \dots, M\}$	(7)
--	-----

4.4.6. ETAPE 50 - Classement et sélection des décisions

Cette étape classe une décision en tenant compte de tous les critères sur la base du vecteur de poids des préférences de décision w_D . La décision ayant la valeur maximale w_{D_m} est sélectionnée.

Cette description du processus AHP standard ou classique présente certaines limites fondamentales en ce qui concerne le pilotage distribué/décentralisé sur les produits intelligents. Il convient de noter que les évaluations des préférences des critères (ETAPE 30) sont subjectives, car elles dépendent du type d'industrie, de l'expertise, et de l'aversion au risque de l'expert, tandis que les préférences des décisions (ETAPE 40) ne dépendent pas du contexte temporel, de l'état, de la dynamique et des perturbations du système de production. Elles sont fixées manuellement et de manière permanente par l'expert.

Cependant, comme les systèmes de production sont dynamiques, l'état et le contexte ne sont pas statiques, ce qui signifie que ces évaluations doivent être adaptées avant d'appliquer les mécanismes multicritères. L'adaptation des paramètres AHP est manuelle, ce qui ne lui permet pas de rester en phase avec le changement dynamique des états du système. En fait, si la configuration des paramètres reste manuelle, cela ralentira les processus de décision et de réaction, avec le risque que les décisions résultantes ne soient pas bien adaptées aux spécificités et au contexte des perturbations, ainsi qu'à l'état et à la dynamique du système. Ces limitations entravent l'autonomie et la réactivité des produits intelligents pour faire face aux différentes perturbations et peuvent conduire à des mauvaises performances.

4.5. Adaptation dynamique des préférences sur la base des règles expertes

Pour surmonter les limites de l'AHP classique, des règles expertes sont introduites pour adapter dynamiquement les préférences à l'état du système et au contexte des perturbations. Considérons un exemple pour expliquer l'adaptation proposée, intégrée au produit et basée sur des règles. Comme indiqué précédemment dans la [Figure 17](#), un produit intelligent P_1 utilise une planification d'allocation préétablie, qui indique que, par défaut, le service S_2 doit être fourni par la ressource R_2 . Cependant, lorsque le produit P_1 atteint un nœud décisionnel sur son chemin vers la ressource R_2 , une défaillance de la ressource R_2 est détectée.

Par conséquent, le produit P_1 doit reconsidérer son allocation préétablie et prendre une décision de pilotage. Comme le ferait l'expert dans AHP, le produit P_1 doit effectuer une série de comparaisons par paires. Concentrons-nous sur une de ces comparaisons par paires. Parmi un ensemble de décisions disponibles, considérons deux décisions (D_1 : aller à la ressource R_2 assignée par défaut et attendre qu'elle soit réparée, et D_2 : aller à une ressource alternative : R_1 ou R_3) qui sont évaluées en fonction de deux critères (temps et coût). Dans le premier cas (règle 1 de la [Figure 19](#)), la durée de la perturbation est faible et la file d'attente de la ressource assignée est vide. Une ressource alternative est opérationnelle et sa file d'attente est vide. Dans cette situation, « il est préférable » d'envisager de perdre du temps à attendre la ressource jusqu'à ce qu'elle soit réparée plutôt que de perdre des coûts de setup et de logistique pour trouver une ressource alternative. Par conséquent, dans ce cas, en ce qui concerne trois aspects : le critère de temps ; le contexte de la perturbation (i.e., la durée de la panne) ; et le contexte du système de production (i.e., la longueur de la file d'attente), alors D_1 est « très fortement » préférable à D_2 . Il convient de noter que l'expression « très fortement » sera liée à une échelle permettant de quantifier la force de la préférence (voir [Tableau 4](#)). Dans le second cas (règle 2

de la Figure 19), la durée de défaillance de la ressource assignée est faible et sa file d'attente est chargée, ce qui signifie que le produit intelligent devra attendre plus du temps, avec les risques d'une autre défaillance de la ressource, et de défauts et de non-qualité du produit. Une ressource alternative est opérationnelle et sa file d'attente est vide. Dans ce cas, « il est préférable » d'envisager de perdre des coûts de setup et de logistique pour trouver une ressource alternative, plutôt que de perdre du temps à attendre la ressource jusqu'à ce qu'elle soit réparée et que sa file d'attente soit vide. Par conséquent, dans ce cas, en ce qui concerne les trois aspects : le critère de coût ; le contexte de la perturbation ; et le contexte du système de production, alors D_2 est « très fortement » préférable à D_1 .

<p>For Time criterion</p> <p>If</p> <p>The assigned resource failure duration = 10 time units</p> <p>AND the assigned resource queue is empty</p> <p>AND an alternative resource is operational</p> <p>AND an alternative resource queue is empty</p> <p>Then</p> <p>Decision D_1 is “very strongly” preferable to D_2 with:</p> <p>D_1: Go to the assigned resource and wait until it is repaired</p> <p>D_2: Go to the alternative resource</p>	<p>Rule1</p>
<p>For Cost criterion</p> <p>If</p> <p>The assigned resource failure duration = 10 time units</p> <p>AND the assigned resource queue is loaded</p> <p>AND an alternative resource is operational</p> <p>AND an alternative resource queue is empty</p> <p>Then</p> <p>Decision D_2 is (very strongly) preferable to D_1 with:</p> <p>D_1: Go to the assigned resource and wait until it is repaired</p> <p>D_2: Go to the alternative resource</p>	<p>Rule2</p>

Figure 19. Exemples de prise de décision basée sur des règles (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

Dans cet exemple, nous avons utilisé des valeurs d'évaluation d'indicateurs de contexte (e.g., durée de défaillance = 10 unités de temps, la file d'attente des ressources est vide/chargée) à des fins d'illustration. Dans la suite, les éléments du contexte sont formalisés à l'aide des indicateurs de système et de perturbation, et des seuils sont utilisés pour fournir des intervalles permettant de mieux

caractériser les éléments du contexte qui nécessitent des décisions. L'exemple de la [Figure 19](#) est illustratif. La [Figure 20](#) montre qu'il est possible d'abstraire les énoncés des règles expertes.

<p>For a given criterion $C_n, \forall n \in \{1, \dots, N\}$</p> <p>For any two available decisions, D_m and $D_p, \forall (m, p) \in \{1, \dots, M\}$</p> <p>Evaluate context $F_{C_n-D_m-D_p}$ function of manufacturing system context indicators and disturbance indicators</p> <p>IF</p> <p>$0 < F_{C_n-D_m-D_p} \leq \text{MinThreshold}_{C_n}$</p> <p>THEN update scale</p> <p>$D_m \xrightarrow{b_{m,p,C_n}} D_p$: Decision D_m is preferred to Decision D_p with scale b_{m,p,C_n} (moderate importance)</p> <p>$D_p \xrightarrow{1/b_{m,p,C_n}} D_m$: Decision D_p is preferred to Decision D_m with scale $1/b_{m,p,C_n}$</p> <p>IF</p> <p>$\text{MinThreshold}_{C_n} < F_{C_n-D_m-D_p} \leq \text{MaxThreshold}_{C_n}$</p> <p>THEN update scale</p> <p>$D_m \xrightarrow{b_{m,p,C_n}} D_p$: Decision D_m is preferred to Decision D_p with scale b_{m,p,C_n} (strong importance)</p> <p>$D_p \xrightarrow{1/b_{m,p,C_n}} D_m$: Decision D_p is preferred to Decision D_m with scale $1/b_{m,p,C_n}$</p> <p>IF</p> <p>$\text{MaxThreshold}_{C_n} < F_{C_n-D_m-D_p}$</p> <p>THEN update scale</p> <p>$D_m \xrightarrow{b_{m,p,C_n}} D_p$: Decision D_m is preferred to Decision D_p with scale b_{m,p,C_n} (very strong importance)</p> <p>$D_p \xrightarrow{1/b_{m,p,C_n}} D_m$: Decision D_p is preferred to Decision D_m with scale $1/b_{m,p,C_n}$</p>	Rule
---	------

Figure 20. Abstraction des règles expertes (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

Pour un contexte donné, évalué par une fonction $F_{C_n-D_m-D_p}$ impliquant un ensemble d'indicateurs relatifs à l'état du système de production, aux caractéristiques des perturbations, ainsi qu'aux états des ressources et des produits, les décisions disponibles peuvent être comparées deux à deux pour

déterminer les préférences par rapport au critère C_n . L'expert doit fournir les expressions des fonctions de contexte, et doit fournir une échelle de préférence basée sur les seuils des critères.

Un exemple est présenté dans le [Chapitre 5](#) et aux [Annexes A2, A3, A4](#). Les fonctions de comparaison sont caractérisées comme décrit dans (8) :

$\begin{cases} F_{C_n D_m D_m} = 1, \forall m \in \{1, \dots, M\} \\ F_{C_n D_m D_p} = -F_{C_n D_p D_m}, \forall n \in \{1, \dots, N\}, \forall m \neq p \in \{1, \dots, M\} \end{cases}$	(8)
---	-----

Lorsqu'une décision D_m est préférée à une décision D_p par rapport à un critère C_n , alors l'échelle b_{m,pC_n} de la préférence doit être quantifiée, et l'orientation de la préférence doit être indiquée à l'aide de flèches, selon la notation présentée dans (9). Cette notation signifie que la décision D_m est préférée à la décision D_p avec l'échelle b_{m,pC_n} par rapport au critère C_n . La notation transposée est également fixée, selon la logique standard des matrices de comparaison par paire.

$D_m \xrightarrow{\text{Scale}} D_p$	(9)
--------------------------------------	-----

Par conséquent, le problème de faire apprendre aux produits intelligents comment prendre des décisions se résume au problème d'établir des flèches et des échelles entre des paires de décisions, comparées par rapport à un critère à la fois, afin de considérer le contexte de perturbation et de système de production. Cette reformulation du problème a l'avantage de préserver la logique de mécanisme AHP. L'adaptation de la procédure AHP classique est décrite dans la section suivante.

4.6. Augmentation de l'AHP par des règles expertes

La [Figure 21](#) montre les adaptations suggérées au mécanisme multicritères AHP classique, expliquées plus en détail par la suite.

Les **ETAPE 00**, **ETAPE 10**, **ETAPE 20**, et **ETAPE 30** sont les mêmes que dans le mécanisme AHP classique.

4.6.1. ETAPE 31 - Définition des seuils

Cette étape définit des seuils et des niveaux d'acceptabilité afin de fournir des intervalles permettant de mieux caractériser les éléments du contexte qui nécessitent des décisions et les intervalles d'importance des préférences des décisions. Le [Chapitre 5](#) fournit un exemple d'illustration.

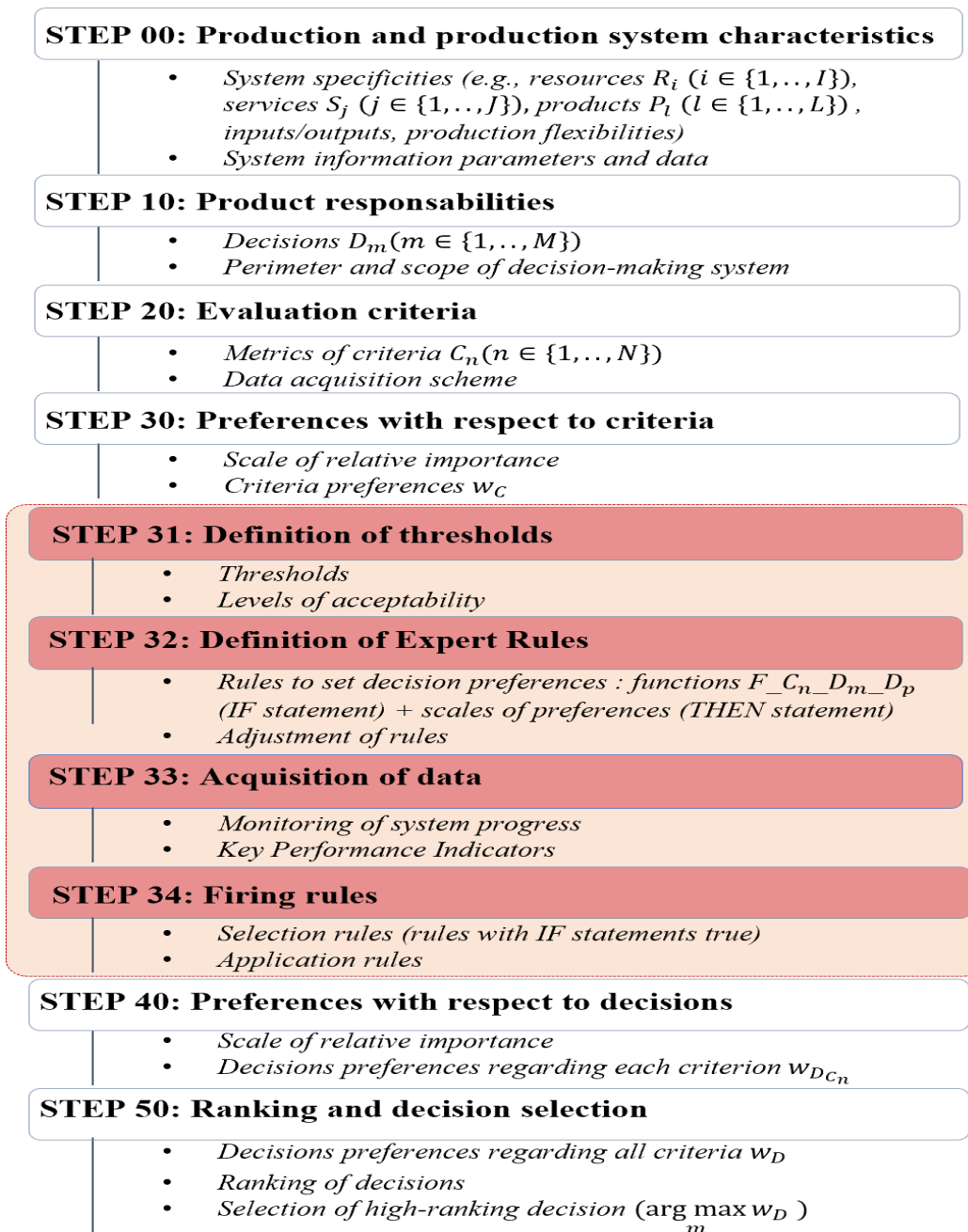


Figure 21. AHP augmenté par les règles expertes (A-AHP) (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

4.6.2. ETAPE 32 - Définition des règles expertes

Cette étape définit les règles qui seront utilisées pour mettre à jour dynamiquement les échelles de préférences des décisions de pilotage lors des comparaisons par paires et par rapport aux critères. Par conséquent, les fonctions de comparaison F_{C_n, D_m, D_p} doivent être définies pour fournir l'énoncé de la partie « IF » des règles, et les échelles de préférences entre les décisions doivent être assignées pour fournir l'énoncé de la partie « THEN ».

4.6.3. ETAPE 33 - Acquisition de données

Lorsque l'agent « *DIS* » détecte une perturbation, il collecte les valeurs des indicateurs pour chaque critère et il les présente au produit intelligent. Cette acquisition de données permet de considérer l'évolution de l'état du système et la dynamique du contexte.

4.6.4. ETAPE 34 – Déclenchement des règles

Les fonctions de contexte $F_{C_n-D_m-D_p}$ sont évaluées, et les règles, dont les énoncés « IF » sont trouvés vrais, sont déclenchées afin d'adapter les échelles des préférences de décision par rapport aux critères. Finalement, les **ETAPE 40** et **ETAPE 50** sont identiques à celles de l'approche AHP classique.

4.7. Approche d'apprentissage supervisé

Les règles expertes sont affinées et améliorées par l'analyse des données et l'apprentissage supervisé en utilisant un ensemble d'interfaces développés (voir [Annexe A5](#)). L'expert du système de production peut utiliser la simulation pour réaliser cet apprentissage, qui peut être mis en œuvre selon l'approche présentée dans la [Figure 22](#). L'environnement de simulation est utilisé ici pour créer différents scénarios de production et de perturbations.

1. Tout d'abord, l'expert fixe les seuils et fournit certaines règles pour permettre aux produits intelligents d'adapter les échelles de préférences (flèche notée 1a dans la [Figure 22](#)). L'expert définit également les scénarios de production à simuler (flèche notée 1b dans la [Figure 22](#)).
2. Chaque produit intelligent suit son plan d'allocation préétabli pour compléter sa liste de services. Au niveau des nœuds décisionnels, le contexte et les indicateurs sont collectés (flèche notée 2 dans la [Figure 22](#)). Deux cas sont alors envisagés :
 - Si l'agent « *DIS* » ne détecte aucune perturbation, la ressource planifiée par défaut est considérée comme destination pour recevoir le prochain service.
 - Sinon, le produit intelligent exécute le mécanisme AHP adapté et la ressource la mieux classée est sélectionnée pour réaliser le prochain service.
3. La décision concernant la prochaine ressource est sélectionnée et envoyée à l'environnement de simulation pour mettre à jour le routage du produit (flèche notée 3 dans la [Figure 22](#)).
4. A la fin d'un scénario simulé, des statistiques sont collectées (par exemple, le nombre de fois qu'une règle a été déclenchée et les indicateurs de performance correspondants) et envoyées à un outil d'analyse de données (flèche notée 4 dans la [Figure 22](#)).

5. Le retour d'information sur les statistiques des règles et les indicateurs de performance est transmis à l'expert du système de production, qui effectue une analyse des données (flèche notée 5 dans la Figure 22) pour mettre à jour les seuils et les règles.

Ce cycle est répété jusqu'à l'obtention d'un ensemble de seuils et de règles satisfaisants. Il est à noter que la Figure 22 met en évidence deux boucles :

- Une boucle orange, impliquant l'expert du système de production, et lui permettant d'affiner ses connaissances et ses attentes, et de les transférer aux produits intelligents.
- Une boucle de couleur verte, impliquant les produits intelligents, et leur permettant de prendre des décisions en utilisant l'ensemble des règles définies et raffinées.

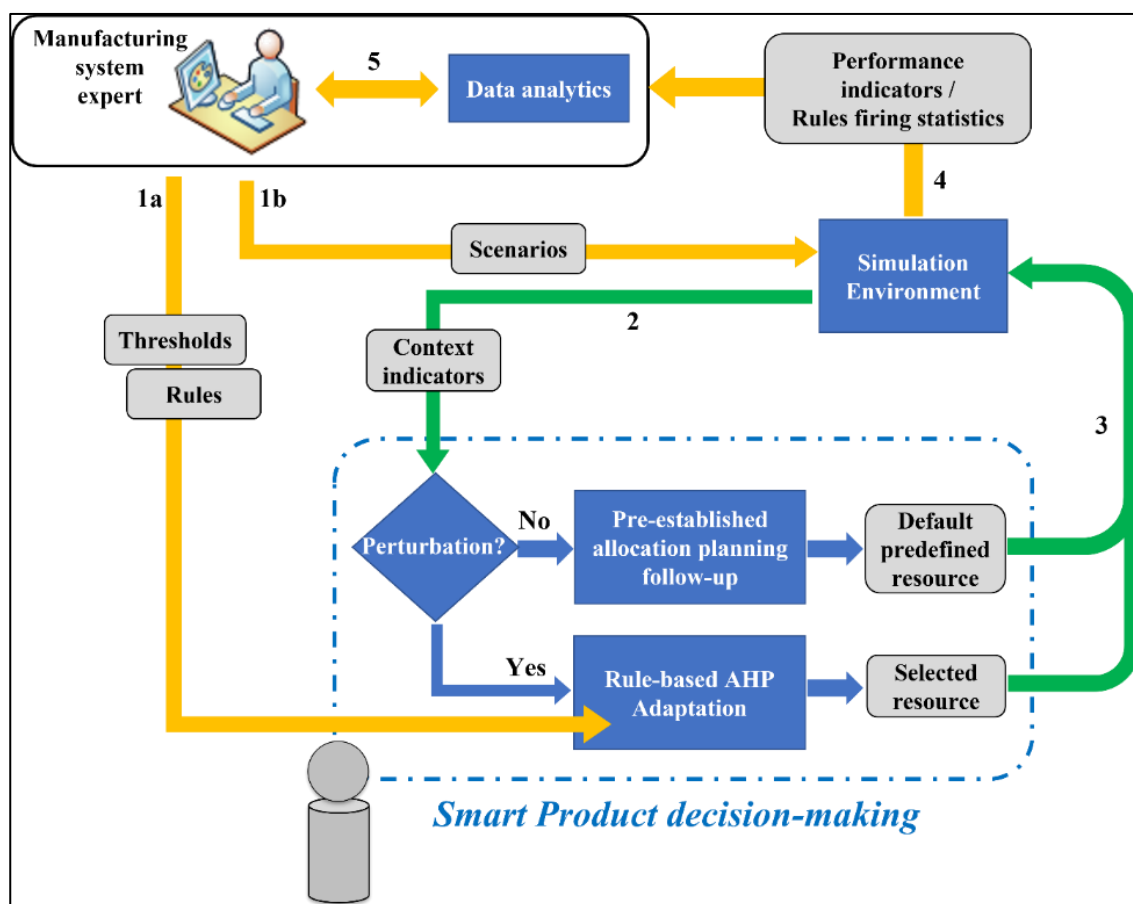


Figure 22. Approche d'apprentissage supervisé (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

4.8. Conclusion

La principale contribution de ce chapitre est de promouvoir l'activité des produits intelligents en ce qui concerne le processus de prise de décision et de pilotage pour réagir aux perturbations opérationnelles. Ceci est réalisé à travers un cadre hiérarchique, où les experts du système de production délèguent les

responsabilités de pilotage d'allocation aux produits intelligents en définissant un ensemble de règles, qui sont ensuite utilisées par les produits intelligents pour adapter leurs préférences. Une fois les préférences adaptées, les produits intelligents s'appuient sur un mécanisme AHP augmenté pour sélectionner la ressource qui fournira le prochain service requis en choisissant une décision de pilotage parmi un ensemble de décisions proposées par l'agent « *décisions* ». Les règles expertes offrent ainsi un moyen explicite pour fournir des connaissances sur les échelles et les préférences entre les décisions de pilotage par rapport à des contextes perturbés spécifiques et un retour d'information sur les performances. L'AHP proposé offre une boîte blanche, c'est-à-dire un mécanisme explicite qui permet d'expliquer les décisions prises par les produits intelligents.

Dans le prochain chapitre, nous instancierons le mécanisme proposé, AHP augmenté par des règles expertes, sur la cellule flexible didactique « S.MART » de l'Université Polytechnique Hauts-de-France.

Chapitre 5. Cas d'étude : Expérimentations et résultats

RÉSUMÉ

Dans ce chapitre, nous appliquerons le mécanisme proposé, AHP augmenté par les règles expertes, à un cas d'étude qui représente un processus d'assemblage de la cellule flexible didactique « S.MART ». Un modèle de simulation d'événements discrets et multi-agents est utilisé pour créer un ensemble de scénarios de production normaux et perturbés. Les produits intelligents utilisent des indicateurs de contexte pour activer les règles expertes et mettre à jour les préférences et les échelles de l'AHP augmenté afin de prendre des décisions de pilotage en présence de perturbations. Des outils d'analyse de données sont développés pour aider l'expert de système de production à définir et à affiner les règles, sur la base des statistiques de déclenchement des règles et des indicateurs de contexte correspondants, ainsi que de l'évaluation des performances acquises par la simulation. Finalement, nous utiliserons la simulation multi-agent pour évaluer la réaction et la prise de décision par rapport aux différentes stratégies de réaction. Les expérimentations et les résultats mettent en avant les performances compétitives du mécanisme et mettent en évidence des voies de recherche intéressantes.

5.1. Introduction

L'objectif de ce chapitre est d'instancier et d'appliquer le mécanisme proposé, AHP augmenté par les règles expertes, à un cas d'étude qui représente un processus d'assemblage au sein de la cellule flexible didactique « S.MART ». Pour cela, un modèle de simulation d'événements discrets et multi-agents sur AnyLogic est utilisé pour créer un ensemble de scénarios de production normaux et perturbés. Aussi, un ensemble des interfaces ont été développées afin de permettre d'effectuer des analyses de données pour aider l'expert du système de production à définir et à affiner les règles, sur la base des statistiques de déclenchement des règles et des indicateurs de contexte correspondants, ainsi que de l'évaluation des performances acquises par la simulation. La simulation multi-agents est utilisée pour tester, valider, et évaluer le mécanisme décisionnel proposé. Afin de comparer l'approche proposée et mettre en avant ses avantages, des expérimentations sont conduites comparant cette approche à deux autres stratégies de pilotage.

5.2. Instanciation du mécanisme AHP augmenté sur la plateforme 'S.MART' de Valenciennes

Pour évaluer et valider ses performances, l'approche proposée est implémentée et testée sur la plateforme S.MART. Cette plateforme est un système de production flexible (« Flexible Manufacturing System FMS ») servant à des fins de recherche, d'éducation et de formation à l'Université Polytechnique des Hauts-de-France (UPHF) (Berdal et al., 2020; Trentesaux et al., 2013). Cette section instancie étape par étape l'AHP augmentée par les règles expertes, présentée dans le [Chapitre 4](#) (voir [Figure 21](#)).

5.2.1. ETAPE 00 : Caractéristiques du produit et du système de production

La plateforme S.MART, illustrée dans la [Figure 23](#), est composée de 6 postes de travail : une station de chargement/déchargement (étiquetée R_1), 3 stations robotisées impliquant des robots STAUBLI (étiquetées R_2 , R_3 , and R_4), une station automatisée d'inspection et de contrôle de la qualité (étiquetée R_5), et une station de retouche (étiquetée R_6) pour traiter les défauts du produit. Le transport et la logistique interne sont réalisés à l'aide d'un système de convoyage monorail qui permet un acheminement flexible. Le passage d'un tronçon de convoyage à un autre s'effectue à l'aide d'aiguillages. Des nœuds décisionnels (nœuds jaunes sur la [Figure 23](#)) sont situés sur certains aiguillages de la boucle de référence et permettent de prendre des décisions pour adapter le routage

vers des stations robotisées. Le nœud décisionnel situé à la sortie de la station d'inspection automatisée permet aux produits de décider s'ils doivent être déchargés (aucun défaut détecté et aucune retouche nécessaire) ou s'ils doivent aller à la station de retouche en cas de défaut de qualité.

La plateforme S.MART assemble 4 types de produits en forme de lettres alphabétiques : "B", "E", "L" et "T". Pour cela, différents services sont prévus pour réaliser des assemblages de composants de base sur une plaque comme le montre la [Figure 24](#). Ces services sont « Axis_comp », « I_comp », « L_comp », « r_comp », et « screw_comp ». [Annexe A1](#) présente la liste des services à obtenir par type de produit, le planning d'allocation préétabli (i.e., la ressource affectée à chaque service), ainsi que le temps nécessaire à la réalisation de chaque service. [Annexe A1](#) indique également les ressources alternatives qui peuvent être choisis par les produits en cas de perturbations, et le temps de service de ces ressources.

5.2.2. ETAPE 10 : Responsabilités des produits intelligents

En cas de perturbation sur une station robotisée R_i ($i = 2, 3, 4$) un produit intelligent doit choisir une décision de pilotage parmi trois décisions proposées par l'agent « *décisions* »:

- D_1 : Aller à la ressource assignée et attendre dans sa file d'attente jusqu'à ce qu'elle soit disponible.
- D_2 : Aller à une ressource alternative et attendre dans sa file d'attente jusqu'à ce qu'elle ne soit plus occupée.
- D_3 : Rester dans la boucle de référence jusqu'à ce qu'au moins une ressource devienne disponible pour le service demandé.

En ce qui concerne la station d'inspection et de contrôle de qualité automatisée R_5 , si la qualité du produit est jugée acceptable, alors le produit est dirigé vers la station de déchargement R_1 . Dans le cas contraire, si des défauts sont détectés, le produit est dirigé vers la station de retouche R_6 pour corriger les défauts, puis il est dirigé vers la station de déchargement R_1 . Par conséquent, le mécanisme AHP augmenté est principalement déployé et utilisé sur les nœuds décisionnels de la boucle de référence principale.

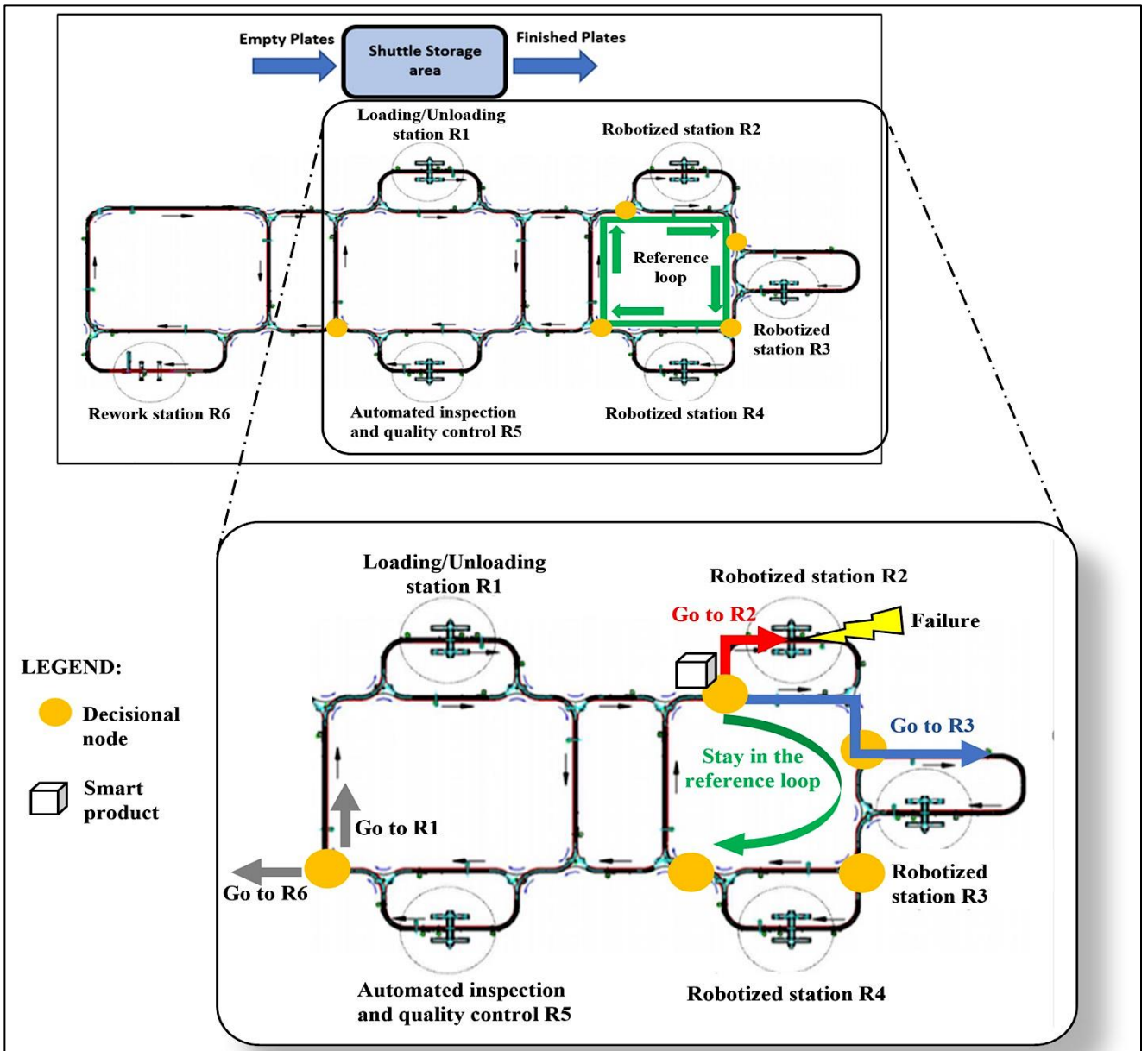


Figure 23. Décisions relatives aux systèmes de production et aux produits (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

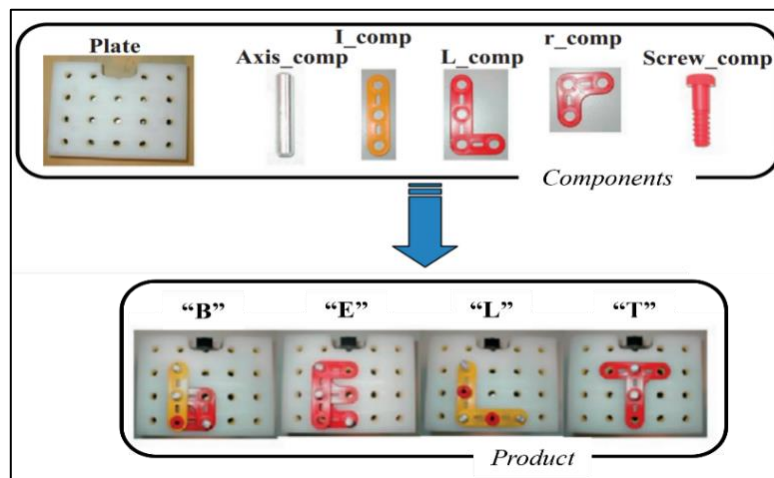


Figure 24. Composants et produits (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

5.2.3. ETAPE 20 : Critères d'évaluation

Des indicateurs sont définis pour classer les décisions en fonction des critères de coût, de qualité de service (Quality of service QoS) et de temps. Comme le montre la [Figure 25](#), chaque décision est évaluée par rapport à tous ces indicateurs. D'autres critères, tels que les critères énergétiques, environnementaux, ou de durabilité, ne sont pas pris en compte dans cette thèse.

➤ **Critères de coût C_1 :**

Cette classe comprend les paramètres utilisés pour évaluer les décisions selon des préoccupations économiques :

- PC_{R_i} : Coût de production sur la ressource R_i
- LC : Coût logistique ; lorsque le produit décide d'aller vers une ressource alternative, un coût logistique supplémentaire est ajouté.
- $CSRL$: Coût moyen de rester dans la boucle de référence

➤ **Critères de qualité de service C_2 :**

Cette classe regroupe les indicateurs susceptibles d'influencer la qualité du service fourni par les ressources (i.e., les robots et leurs périphériques) aux produits. Ces indicateurs sont liés à la fiabilité des ressources et aux performances des opérations de maintenance.

- TTF_{R_i} : Temps de défaillance d'une station robotisée R_i ($i = 2, 3, 4$) et de ses périphériques.
- TTR_{R_i} : Temps de réparation de la station robotisée R_i ($i = 2, 3, 4$) et de ses périphériques.

Ces indicateurs sont calculés à partir de l'analyse de l'historique des stations robotisées.

➤ **Critères de temps C_3 :**

Cette classe comprend des métriques utilisées pour évaluer les décisions en fonction du critère temps:

- PT_{R_i} : Temps de traitement de produit (ou de service) sur la ressource R_i .
- WTQ_{R_i} : Temps d'attente moyen des produits dans la file d'attente de la ressource R_i .
- $WTRL$: Temps d'attente moyen des produits dans la boucle de référence.

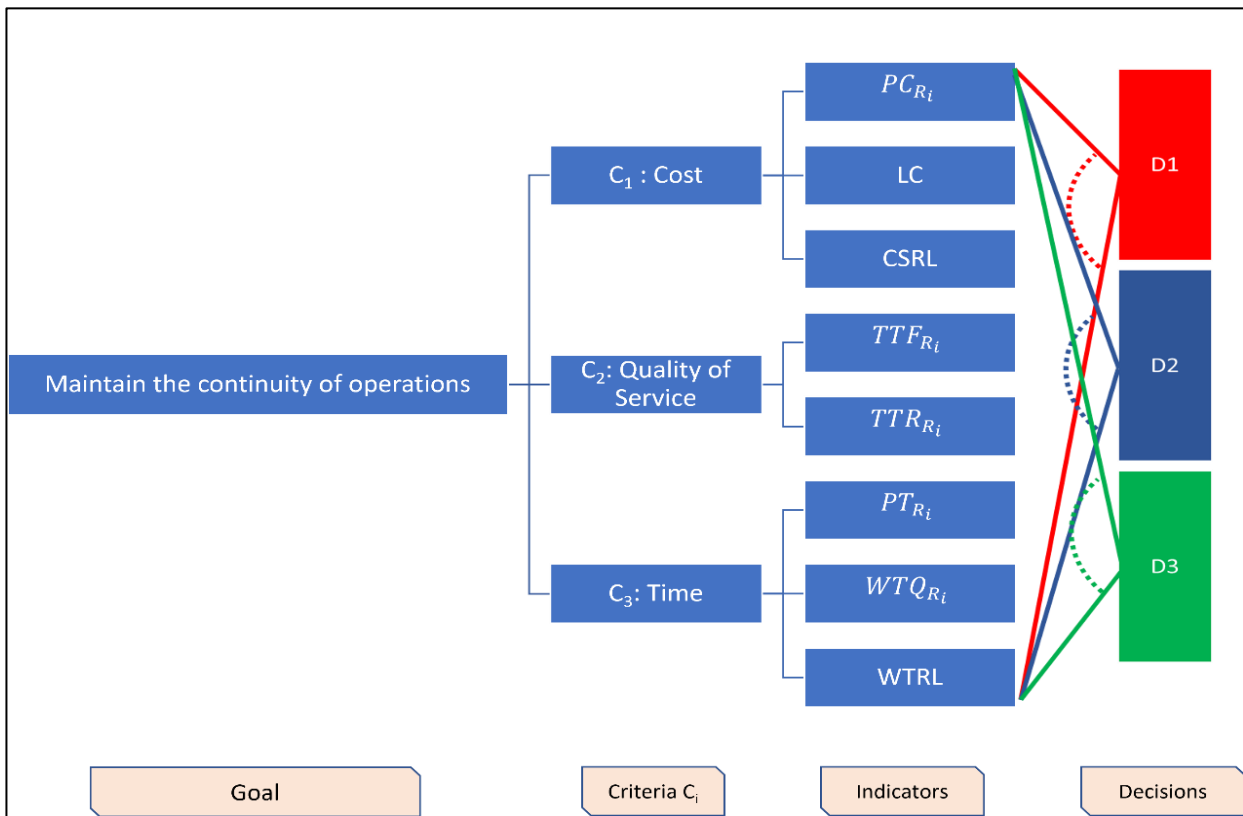


Figure 25. Indicateurs d'évaluation des décisions par rapport à chaque critère (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

5.2.4. ETAPE 30 : Préférences par rapport aux critères

La Figure 26 montre les comparaisons par paire entre chaque couple de critères en utilisant l'échelle d'importance relative de (Saaty, 1994). Par exemple, l'échelle 5 apparaissant à l'intersection de la ligne 2 et de la colonne 1 dans la matrice A des préférences entre les critères, ce qui signifie que le critère de qualité de service C_2 est fortement préféré (importance forte) au critère de coût C_1 , quelle que soit la décision. La matrice A est ensuite normalisée, et le vecteur des poids des critères est calculé comme le montre la Figure 26.

(Saaty, 1994) suggère un ratio de cohérence pour vérifier la cohérence des valeurs données dans la matrice A . Ce rapport est calculé et présenté dans (10) :

$CR = 4.67\%$	(10)
---------------	------

Selon (Saaty, 1994), si le taux de cohérence est inférieur à 10%, alors les évaluations des préférences de critères peuvent être considérées comme cohérentes.

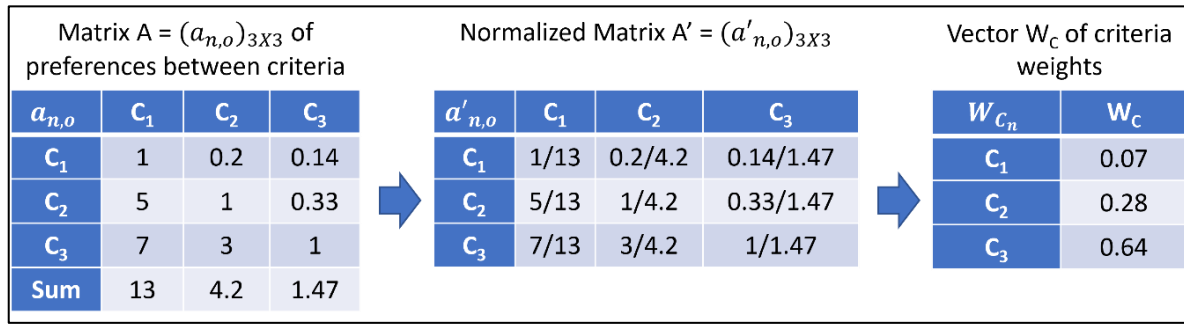


Figure 26. Processus d'obtention des poids des critères (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

5.2.5. ETAPE 31 : Définition des seuils

L'expert du système de production fournissent des seuils pour décrire les intervalles et les niveaux d'acceptabilité afin de caractériser les éléments du contexte qui nécessitent des décisions. Trois types de seuils sont définis comme suit :

- $Thr_RPT_{R_i}$: sont des seuils sur le temps requis (RPT_{R_i}) pour réaliser un service sur une station robotisée R_i ($i = 2, 3, 4$) (voir [Tableau 5](#)). Chaque fois que ce seuil est dépassé, une perturbation est susceptible de se produire. Il est intéressant de noter que le temps nécessaire pour réaliser un service sur une station robotisée s'exprime comme dans (11) :

$RPT_{R_i} = PT_{R_i} + TTR_{R_i} + WTQ_{R_i}, i = 2, 3, 4$	(11)
---	------

- $Thr_TTF_{R_i}$: sont des seuils sur le temps de défaillance de la station robotisée R_i ($i = 2, 3, 4$) (voir [Tableau 5](#)). Ces seuils peuvent être utilisés pour considérer la relation causale entre la fiabilité des ressources et la qualité de service.

Tableau 5. Seuils pour décrire les occurrences des perturbations.

Station robotisée	$Thr_TTF_{R_i}$	$Thr_RPT_{R_i}$
R_2	500 s	250 s
R_3	500 s	250 s
R_4	500 s	250 s

- Les seuils sur les importances relative (voir [Tableau 6](#)) pour fournir les limites supérieures et inférieures aux évaluations du contexte du système de production lors des comparaisons par paire entre deux décisions par rapport à une classe de critères. La limite inférieure est appelée « $MinThreshold_C_n$ », tandis que la limite supérieure est appelée

« $MaxThreshold_{C_n}$ ». Ces seuils sont utilisés dans la définition des règles expertes et seront illustrés par un exemple ultérieurement.

Tableau 6. Seuils sur des échelles d'importance relative.

Critères	$MinThreshold_{C_n}$	$MaxThreshold_{C_n}$
C_1	0.5 \$	2.5 \$
C_2	1000 s	10000 s
C_3	60 s	500 s

5.2.6. ETAPE 32 : Définition des règles expertes

Les règles sont définies pour chaque critère sur la base du modèle de conception expliqué dans la Figure 20 (voir Chapitre 4). Annexes A2 à A4 fournissent l'ensemble des règles expertes concernant les critères de coût C_1 , de qualité de service C_2 , et de temps C_3 . Les détails des expressions des fonctions contextuelles $F_{C_n-D_m-D_p}$ ainsi que les échelles de préférences des décisions adaptées par rapport à chaque critère C_n sont également reportés.

A titre d'exemple, considérons une fonction contextuelle « $F_{C_3-D_1-D_2}$ » liée au critère de temps C_3 . $F_{C_3-D_1-D_2}$ compare les temps de service requis dans les ressources disponibles (i.e., suggérés par les décisions à comparer, dans cet exemple D_1 et D_2) par rapport aux seuils de critère temps C_3 , cette fonction est définie selon la formule donnée dans (12).

$F_{C_3-D_1-D_2} = RPT_{Resource\ of\ D_2} - RPT_{Resource\ of\ D_1}$	(12)
---	------

Comme le montre le Tableau 7, la préférence de D_1 par rapport à D_2 est attribuée par une échelle de 5 puisque l'évaluation de $F_{C_3-D_1-D_2}$ se trouve dans l'intervalle $[MinThreshold_{C_3}, MaxThreshold_{C_3}]$. Un ensemble d'interfaces ont été développées pour effectuer des analyses de données et aider ainsi l'expert du système de production à définir et à affiner leurs règles. Ces analyses se font sur la base des statistiques de déclenchement des règles et des indicateurs de contexte correspondants, ainsi que de l'évaluation des performances acquises par simulation (voir Annexe A5).

Tableau 7. Exemple de règle de l'expert.

RuleId	IF Condition	THEN
$R_{C_3_2}$	$MinThreshold_{C_3} < F_{C_3-D_1-D_2} < MaxThreshold_{C_3}$	$D_1 \xrightarrow{5} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_1$

À ce stade, l'étape 1 de l'approche d'apprentissage supervisé suggérée dans la [Figure 22](#) (voir [Chapitre 4](#)) est effectuée. L'ensemble des scénarios d'expérimentation fournis par l'expert sera décrit dans la partie [Expérimentation et résultats](#). Pour continuer à retracer l'exécution du mécanisme de pilotage proposé, l'étape 2 de l'approche d'apprentissage supervisé (voir [Figure 22](#) dans le [Chapitre 4](#)) est décrite ci-après. Lors de cette étape, la simulation est lancée et les produits sont actifs par rapport au processus de prise de décision.

5.2.7. ETAPE 33 : Acquisition de données

Pour illustrer la prise de décision intégrée dans le produit, prenons l'exemple d'un produit en forme de « B ». Ce produit est d'abord chargé par la station R_1 , puis doit se rendre à R_2 pour le montage des axes, selon son planning d'affectation préétabli présenté dans [Annexe A1](#). Au niveau du nœud décisionnel situé avant R_2 , présenté à la [Figure 23](#), le produit collecte des indicateurs sur l'état du système de production. Un exemple de ces indicateurs collectés est présenté dans le [Tableau 8](#). Ces indicateurs sont utilisés par l'agent « DIS » pour détecter les perturbations et pour permettre au produit intelligent de déclencher sa prise de décision d'une manière dynamique.

Tableau 8. Exemple d'un ensemble d'indicateurs collectés.

Critère coût C_1			
Ressources	PC_{R_i}	LC	$CSRL$
R_2	1 \$	0 \$	2 \$
R_3	1.2 \$	1.5 \$	
Critère qualité de service C_2			
Ressources	TTF_{R_i}	TTR_{R_i}	
R_2	24338 s	336.24 s	
R_3	28800 s	0 s	

	Critère temps C_3		
Ressources	PT_{R_i}	WTQ_{R_i}	$WTRL$
R_2	5 s	0 s	50 s
R_3	5 s	0 s	

5.2.8. ETAPE 34 : Activation des règles expertes

Pour l'exemple considéré du produit de type « B », supposons qu'une défaillance sur R_2 (i.e., la ressource allouée par défaut du produit) soit détectée. Le produit doit alors évaluer les fonctions contextuelles $F_{C_n-D_m-D_p}$, et comparer les résultats des évaluations aux seuils des échelles d'importance relative introduites dans l'ETAPE 31. Les règles dont les instructions conditionnelles « IF » sont appliquées pour mettre à jour les préférences de décision par rapport à chaque critère. Par exemple, la [Figure 27](#) montre trois règles pour le critère de temps C_3 que les instructions « IF » évaluent comme étant vraies sur la base des données acquises dans le [Tableau 8](#). Par conséquent, des comparaisons par paires entre les décisions et par rapport au critère de temps C_3 sont effectuées, et la matrice $B_{C_{n=3}}$ est ainsi obtenue.

Le même processus illustré dans la [Figure 27](#) est appliqué pour mettre à jour les préférences de décision par rapport aux autres critères, à savoir C_1 et C_2 .

5.2.9. ETAPE 40 : Préférences par rapport aux décisions

Les résultats obtenus, présentés dans la [Figure 28](#), correspondent aux vecteurs des poids des préférences de décision $w_{D_m C_n}$ par rapport à chaque critère C_n .

5.2.10. ETAPE 50 : Classement et sélection des décisions

Enfin, la matrice des poids des décisions est multipliée par le vecteur des poids des critères pour obtenir le classement des décisions en considérant tous les critères. Dans l'exemple étudié, le produit choisit la décision ayant la valeur maximale dans le vecteur des poids des décisions w_D , et qui est D_2 : Aller vers la ressource alternative (voir la [Figure 29](#)).

RuleId	IF statement	THEN statement
R_C3_5	$\begin{aligned} &MinThreshold_{C_3} = 60 < \\ &F_{C_3_D_2_D_1} \\ &= -F_{C_3_D_1_D_2} \\ &= -(RPT_{R\ of\ D_2 \rightarrow R_3} - RPT_{R\ of\ D_1 \rightarrow R_2}) \\ &= -((5 + 0 + 0) - (5 + 336.24 + 0)) \\ &= 336.24 \\ &< MaxThreshold_{C_3} = 500 \end{aligned}$	$\begin{aligned} &D_2 \xrightarrow{5} D_1 \\ &D_1 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_2 \end{aligned}$
R_C3_11	$\begin{aligned} &MinThreshold_{C_3} = 60 < \\ &F_{C_3_D_3_D_1} \\ &= -F_{C_3_D_1_D_3} \\ &= -(WTRL - RPT_{R\ of\ D_1 \rightarrow R_2}) \\ &= -(50 - (5 + 336.24 + 0)) \\ &= 291.24 \\ &< MaxThreshold_{C_3} = 500 \end{aligned}$	$\begin{aligned} &D_3 \xrightarrow{5} D_1 \\ &D_1 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_3 \end{aligned}$
R_C3_13	$\begin{aligned} &F_{C_3_D_2_D_3} = WTRL - RPT_{R\ of\ D_2 \rightarrow R_3}) \\ &= 50 - (5 + 0 + 0) \\ &= 45 \\ &< MinThreshold_{C_3} = 60 \end{aligned}$	$\begin{aligned} &D_2 \xrightarrow{3} D_3 \\ &D_3 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_2 \end{aligned}$

Matrix $B_{C_n=3}$

	$b_{m,p_{C_n}}$	D_1	D_2	D_3
C_3	D_1	1	0.2	0.2
	D_2	5	1	3
	D_3	5	0.33	1

Figure 27. Exemple d'activation de règle et de comparaison par paire de décisions selon le critère de temps (Attajer, Darmoul, et al., 2022)

	Matrix $B = (b_{m,p})_{C_n}$ of preferences between decision for each criterion	Normalized Matrix $B' = (b'_{m,p})_{C_n}$	Vector $w_{D_{C_n}}$ of decision weights for each criterion																																								
Cost criterion C_1	<table border="1"> <thead> <tr> <th>$b_{m,p_{C_1}}$</th> <th>D_1</th> <th>D_2</th> <th>D_3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>D_1</th> <td>1</td> <td>5</td> <td>5</td> </tr> <tr> <th>D_2</th> <td>0,20</td> <td>1</td> <td>5</td> </tr> <tr> <th>D_3</th> <td>0,20</td> <td>0,20</td> <td>1</td> </tr> </tbody> </table>	$b_{m,p_{C_1}}$	D_1	D_2	D_3	D_1	1	5	5	D_2	0,20	1	5	D_3	0,20	0,20	1	<table border="1"> <thead> <tr> <th>$b'_{m,p_{C_1}}$</th> <th>D_1</th> <th>D_2</th> <th>D_3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>D_1</th> <td>0,75</td> <td>0,81</td> <td>0,45</td> </tr> <tr> <th>D_2</th> <td>0,15</td> <td>0,16</td> <td>0,45</td> </tr> <tr> <th>D_3</th> <td>0,10</td> <td>0,03</td> <td>0,09</td> </tr> </tbody> </table>	$b'_{m,p_{C_1}}$	D_1	D_2	D_3	D_1	0,75	0,81	0,45	D_2	0,15	0,16	0,45	D_3	0,10	0,03	0,09	<table border="1"> <thead> <tr> <th>$w_{D_{C_1}}$</th> <th>$w_{D_{C_1}}$</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>D_1</th> <td>0,67</td> </tr> <tr> <th>D_2</th> <td>0,26</td> </tr> <tr> <th>D_3</th> <td>0,08</td> </tr> </tbody> </table>	$w_{D_{C_1}}$	$w_{D_{C_1}}$	D_1	0,67	D_2	0,26	D_3	0,08
$b_{m,p_{C_1}}$	D_1	D_2	D_3																																								
D_1	1	5	5																																								
D_2	0,20	1	5																																								
D_3	0,20	0,20	1																																								
$b'_{m,p_{C_1}}$	D_1	D_2	D_3																																								
D_1	0,75	0,81	0,45																																								
D_2	0,15	0,16	0,45																																								
D_3	0,10	0,03	0,09																																								
$w_{D_{C_1}}$	$w_{D_{C_1}}$																																										
D_1	0,67																																										
D_2	0,26																																										
D_3	0,08																																										
Quality criterion C_2	<table border="1"> <thead> <tr> <th>$b_{m,p_{C_2}}$</th> <th>D_1</th> <th>D_2</th> <th>D_3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>D_1</th> <td>1</td> <td>0,20</td> <td>5</td> </tr> <tr> <th>D_2</th> <td>5</td> <td>1</td> <td>7</td> </tr> <tr> <th>D_3</th> <td>0,2</td> <td>0,14</td> <td>1</td> </tr> </tbody> </table>	$b_{m,p_{C_2}}$	D_1	D_2	D_3	D_1	1	0,20	5	D_2	5	1	7	D_3	0,2	0,14	1	<table border="1"> <thead> <tr> <th>$b'_{m,p_{C_2}}$</th> <th>D_1</th> <th>D_2</th> <th>D_3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>D_1</th> <td>0,16</td> <td>0,15</td> <td>0,38</td> </tr> <tr> <th>D_2</th> <td>0,81</td> <td>0,77</td> <td>0,54</td> </tr> <tr> <th>D_3</th> <td>0,03</td> <td>0,10</td> <td>0,08</td> </tr> </tbody> </table>	$b'_{m,p_{C_2}}$	D_1	D_2	D_3	D_1	0,16	0,15	0,38	D_2	0,81	0,77	0,54	D_3	0,03	0,10	0,08	<table border="1"> <thead> <tr> <th>$w_{D_{C_2}}$</th> <th>$w_{D_{C_2}}$</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>D_1</th> <td>0,23</td> </tr> <tr> <th>D_2</th> <td>0,70</td> </tr> <tr> <th>D_3</th> <td>0,07</td> </tr> </tbody> </table>	$w_{D_{C_2}}$	$w_{D_{C_2}}$	D_1	0,23	D_2	0,70	D_3	0,07
$b_{m,p_{C_2}}$	D_1	D_2	D_3																																								
D_1	1	0,20	5																																								
D_2	5	1	7																																								
D_3	0,2	0,14	1																																								
$b'_{m,p_{C_2}}$	D_1	D_2	D_3																																								
D_1	0,16	0,15	0,38																																								
D_2	0,81	0,77	0,54																																								
D_3	0,03	0,10	0,08																																								
$w_{D_{C_2}}$	$w_{D_{C_2}}$																																										
D_1	0,23																																										
D_2	0,70																																										
D_3	0,07																																										
Time criterion C_3	<table border="1"> <thead> <tr> <th>$b_{m,p_{C_3}}$</th> <th>D_1</th> <th>D_2</th> <th>D_3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>D_1</th> <td>1</td> <td>0,20</td> <td>0,2</td> </tr> <tr> <th>D_2</th> <td>5</td> <td>1</td> <td>3</td> </tr> <tr> <th>D_3</th> <td>5</td> <td>0,33</td> <td>1</td> </tr> </tbody> </table>	$b_{m,p_{C_3}}$	D_1	D_2	D_3	D_1	1	0,20	0,2	D_2	5	1	3	D_3	5	0,33	1	<table border="1"> <thead> <tr> <th>$b'_{m,p_{C_3}}$</th> <th>D_1</th> <th>D_2</th> <th>D_3</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>D_1</th> <td>0,09</td> <td>0,13</td> <td>0,05</td> </tr> <tr> <th>D_2</th> <td>0,45</td> <td>0,65</td> <td>0,71</td> </tr> <tr> <th>D_3</th> <td>0,45</td> <td>0,22</td> <td>0,24</td> </tr> </tbody> </table>	$b'_{m,p_{C_3}}$	D_1	D_2	D_3	D_1	0,09	0,13	0,05	D_2	0,45	0,65	0,71	D_3	0,45	0,22	0,24	<table border="1"> <thead> <tr> <th>$w_{D_{C_3}}$</th> <th>$w_{D_{C_3}}$</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <th>D_1</th> <td>0,09</td> </tr> <tr> <th>D_2</th> <td>0,60</td> </tr> <tr> <th>D_3</th> <td>0,30</td> </tr> </tbody> </table>	$w_{D_{C_3}}$	$w_{D_{C_3}}$	D_1	0,09	D_2	0,60	D_3	0,30
$b_{m,p_{C_3}}$	D_1	D_2	D_3																																								
D_1	1	0,20	0,2																																								
D_2	5	1	3																																								
D_3	5	0,33	1																																								
$b'_{m,p_{C_3}}$	D_1	D_2	D_3																																								
D_1	0,09	0,13	0,05																																								
D_2	0,45	0,65	0,71																																								
D_3	0,45	0,22	0,24																																								
$w_{D_{C_3}}$	$w_{D_{C_3}}$																																										
D_1	0,09																																										
D_2	0,60																																										
D_3	0,30																																										

Figure 28. Comparaisons par paires des décisions, pour chaque critère (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

Vector w_{Dc_n} of decision weights for each criterion				Vector w_c of criteria weights		Vector w_D of decision weights regarding all criteria	
w_{Dc_n}	w_{Dc_1}	w_{Dc_2}	w_{Dc_3}	w_{c_n}	w_c	w_{D_n}	w_D
D_1	0,67	0,23	0,09	C_1	0,07	D_1	0,17
D_2	0,26	0,70	0,60	C_2	0,28	D_2	0,60
D_3	0,08	0,07	0,30	C_3	0,64	D_3	0,22

Figure 29. Le poids relatif aux décisions par rapport à tous les critères (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

5.3. Expérimentation et résultats

Afin d'évaluer la performance de l'AHP augmenté par les règles expertes, l'approche suggérée est mise en œuvre sur AnyLogic 8.7.10 University Edition en utilisant une simulation de système multi-agents. AnyLogic est utilisé pour les nombreux avantages qu'il offre (Attajer et al., 2021); notamment la possibilité de combiner différentes approches de simulation (e.g., systèmes multi-agent et la simulation à évènements discrets) dans le même modèle, et la création d'interfaces utilisateurs en utilisant le langage Java.

5.3.1. Description de l'implémentation multi-agents

Dans cette section, une architecture multi-agents est utilisée et implémentée dans AnyLogic. Nous présentons dans ce qui suit les différents types d'agents employés dans notre modèle.

En ce qui concerne les processus de détection et d'identification de perturbations, la Figure 30 présente les agents utilisés. D'abord, le système fournit un ensemble d'indicateurs caractérisant le contexte et l'état du système dont l'agent « DIS » a besoin pour détecter, identifier les classes de perturbation, et suivre la réaction à la perturbation de type « panne de machine ». Cela est rendu possible moyennant le logiciel d'ontologie « protégé » (Bayar et al., 2016). Par conséquent, l'agent perturbations en question, qui représente la panne de machine dans ce cas, pourra être finalement identifié et caractérisé.

Une fois les caractéristiques de la perturbation sont identifiées, l'agent « décisions » fournit l'ensemble des décisions de pilotage qui sont adaptés à la perturbation rencontrée (voir Figure 31). Dans notre cas, nous considérons les trois décisions décrites précédemment (voir 5.2.2. ETAPE 01). Ensuite, les produits intelligents consultent les indicateurs (e.g., les indicateurs des ressources, les caractéristiques de la perturbation), les seuils et les règles expertes pour pouvoir appliquer l'AHP augmenté. Les produits intelligents sélectionnent alors la décision de pilotage la plus appropriée. Dans la même lignée et au regard de l'architecture ARTIMOS, la Figure 32 représente les agents

utilisés dans le processus d'évaluation de la décision. Cette réponse est évaluée par l'agent « DIS » en calculant un ensemble d'indicateurs de performance.

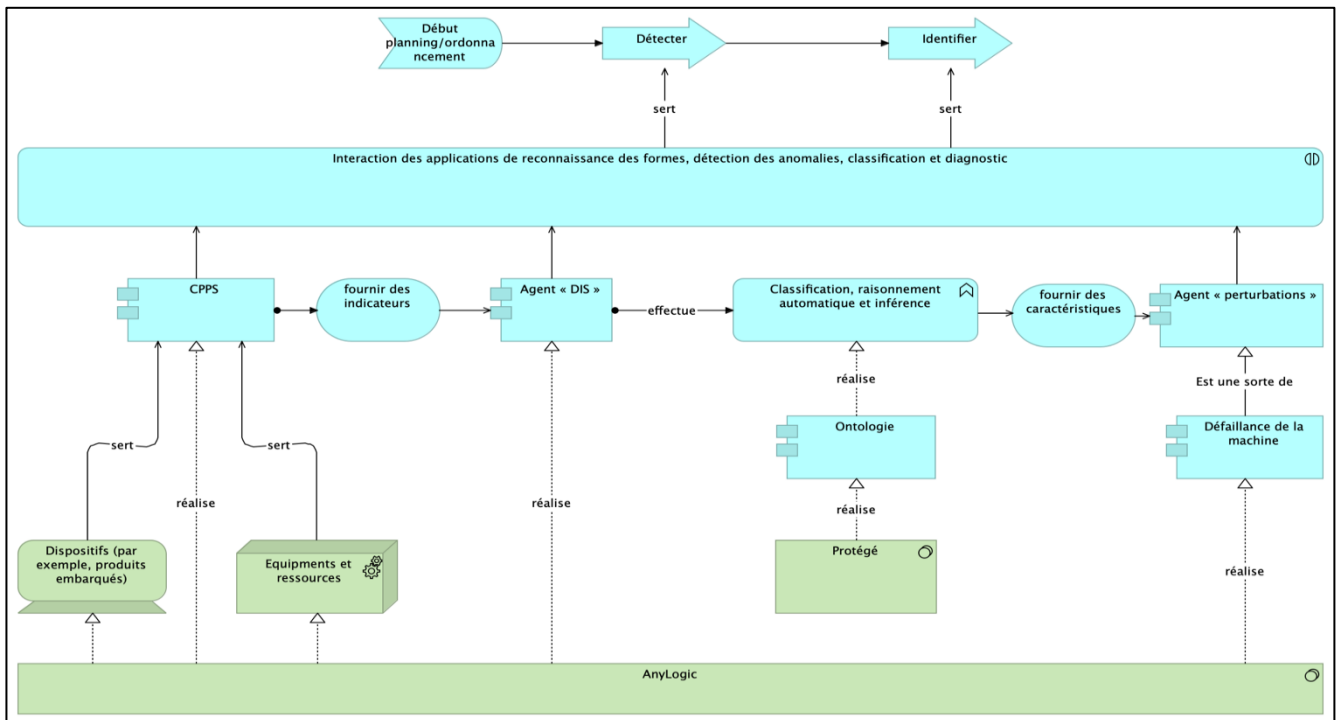


Figure 30. Système multi-agents pour les fonctions de détection et d'identification.

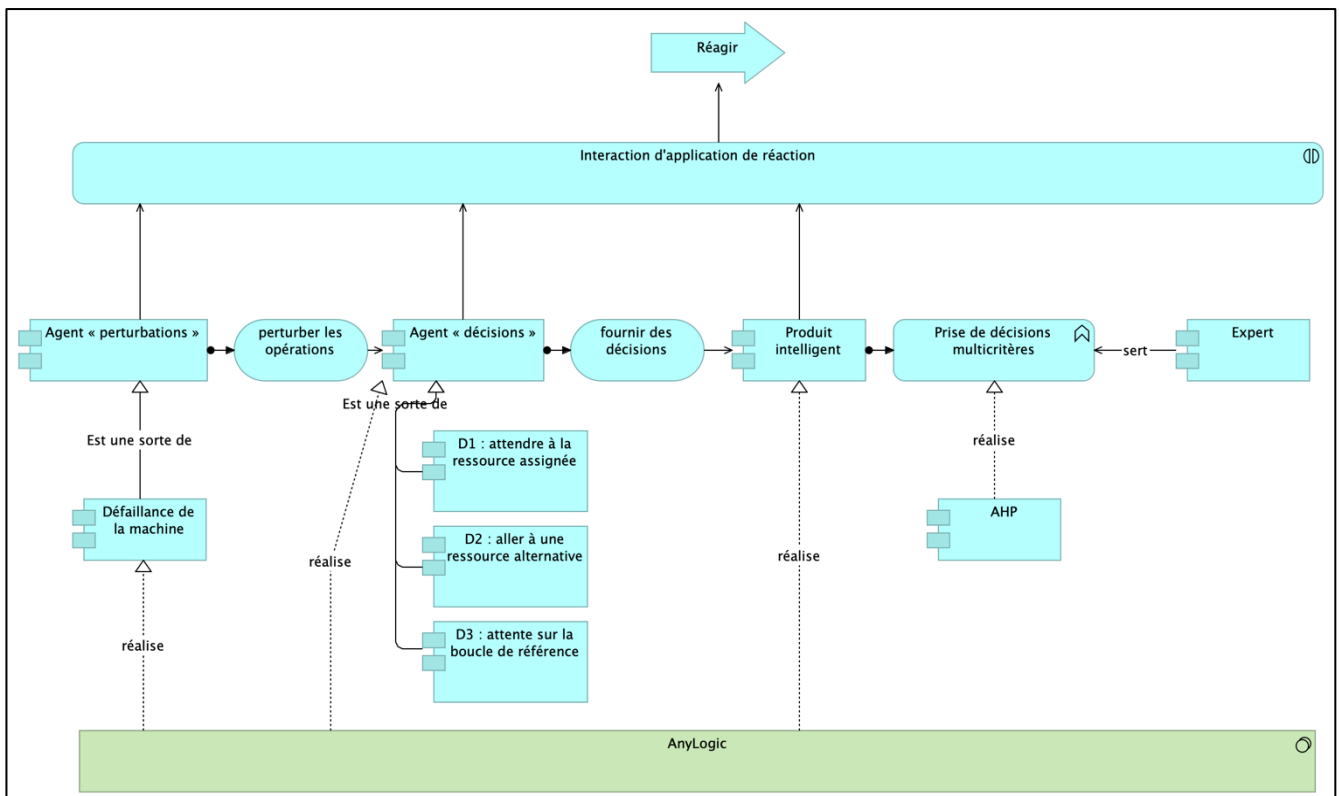


Figure 31. Système multi-agents pour la fonction de réaction.

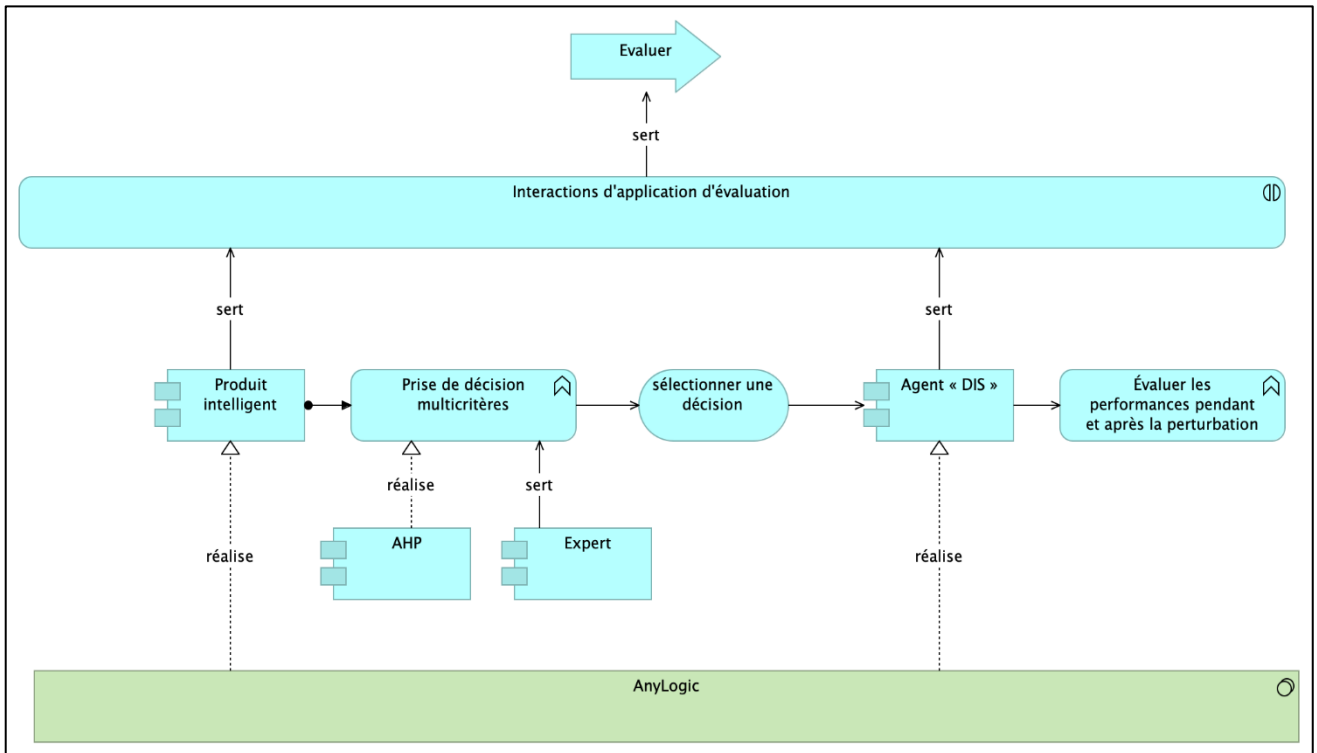


Figure 32. Système multi-agents pour la fonction d'évaluation.

Dans ce qui suit, nous présenterons les machines à états finis (*'Finite State Machine'*) implémentées sur AnyLogic décrivant le comportement des produits intelligents et d'agent « perturbations ».

➤ **Produit intelligent**

La Figure 33 fournit une représentation AnyLogic de machine à états finis du comportement des produits intelligents dans l'environnement de simulation. Lorsqu'un produit est généré dans le modèle de simulation (selon une distribution d'arrivée qui sera décrite par la suite), le produit intelligent entre dans un "état "opérationnel", et il demande au système d'information d'acquérir le planning d'allocation préétabli. Dans l'état opérationnel, le produit intelligent surveille la progression de la réalisation des services. Si aucune perturbation n'est détectée par l'agent « DIS », le produit intelligent suit pas à pas la planification préétablie jusqu'à ce que tous les services soient obtenus.

Si une perturbation est détectée, le produit intelligent entre dans un état perturbé, dans lequel il applique l'AHP augmenté (Augmented AHP, A-AHP) afin de réagir à la perturbation. Dès qu'une décision est sélectionnée, elle est appliquée. Les performances locales sont alors évaluées par l'agent « DIS » et enregistrées par l'agent « connaissances ». Le produit intelligent revient ensuite à l'état opérationnel pour continuer la réalisation des services restants dans son planning d'allocation préétabli. Lorsque tous les services sont réalisés, et en cas de perturbations, l'ensemble des indicateurs liés à la performance du produit, ainsi que les indicateurs de performance du système de

production global sont évalués par l'agent « *DIS* » et stockés par l'agent « *connaissances* » pour permettre l'analyse de la réaction aux perturbations.

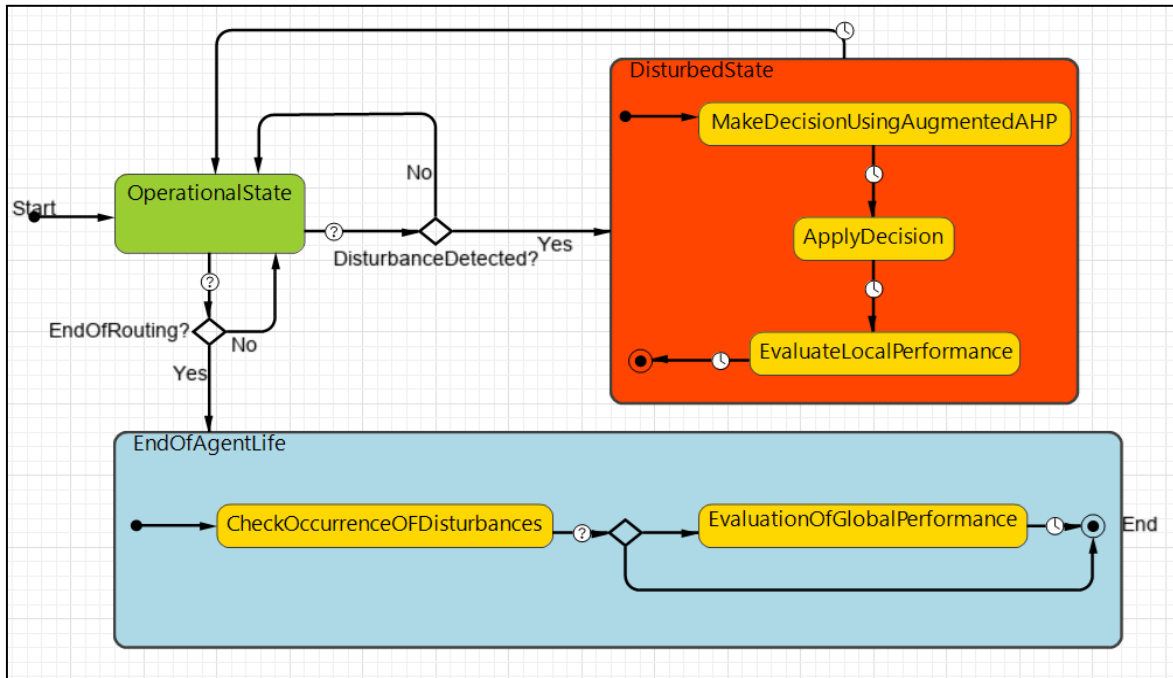


Figure 33. 'Finite State Machine' des produits intelligents sur AnyLogic (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

➤ **Agent « perturbations »**

Un agent « *perturbations* » est associé à chaque ressource (i.e., station robotisée). La Figure 34 présente une représentation AnyLogic de machine à états finis des stations robotisées en présence des perturbations de type « *panne de machine* ». Une station robotisée peut être en état de fonctionnement (couleur verte), en panne (couleur rouge, signifiant qu'elle est en attente de maintenance corrective) ou en réparation (couleur jaune).

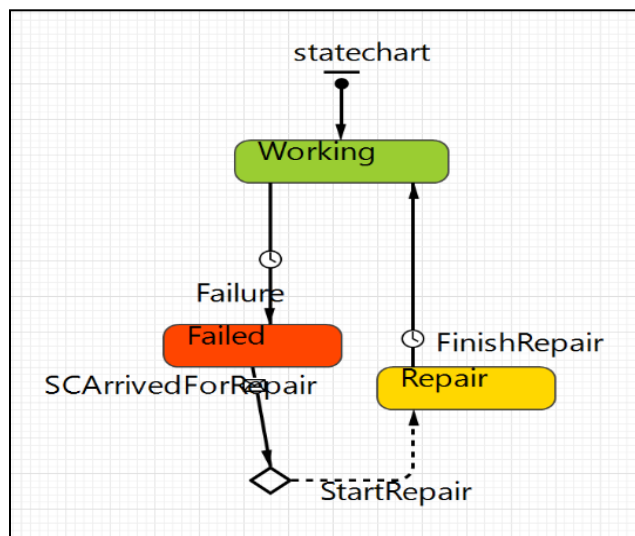


Figure 34. 'Finite State Machine' des stations robotisées (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

5.3.2. Evaluation des performances du mécanisme décisionnel pendant et après la perturbation

La présente section vise à évaluer la capacité du mécanisme décisionnel proposé pour réagir aux perturbations. Pour ce faire, Nous nous appuyons sur le système multi-agents décrit à la [Figure 32](#). L'approche d'évaluation est conçue de manière que nous puissions modéliser la dégradation de différents indicateurs clés de performance au cours de la période d'une perturbation. Comme la prise de décision proposée est multicritères, nous évaluons les performances par rapport aux critères considérés dans le mécanisme décisionnel proposé ; à savoir le coût, le temps, et la qualité de service. Dans ce qui suit, nous présenterons les différentes étapes adoptées dans l'approche d'évaluation.

➤ Acquérir les mesures des indicateurs de performance

Tout d'abord, nous identifions les indicateurs de performances qui permettent de mesurer les impacts des perturbations sur les produits et les ressources. Lorsqu'un l'agent « *DIS* » détecte une perturbation, il collecte les valeurs de ces indicateurs.

Nous considérons les mêmes critères définis dans la [Section 5.2 \(ETAPE 20\)](#) : coût C_1 , qualité de service C_2 , et temps C_2 . Nous prenons les mêmes pondérations de critères comme dans la [Figure 26](#) de la [Section 5.2 \(ETAPE 30\)](#). Nous définissons les indicateurs de performance pour chaque critère comme suit :

- Les indicateurs de performance par rapport au critère coût C_1 :
 - $PCR_i(t)$: le coût de production de la ressource (i.e., station robotisée) $R_i, i \in \{2,3,4\}$ à l'instant t , en unité monétaire. Ce coût comprend le coût de service (i.e., le coût de traitement d'une opération) et les coûts de maintenance et de réparation.
 - $PC(t)$: le coût de production des produits à l'instant t , en unité monétaire, comprenant les coûts de production des ressources visitées et les coûts logistiques (i.e., coût de transport sur convoyeurs).
- Les indicateurs de performance par rapport au critère qualité de service C_2 :
 - $A_i(t)$: la disponibilité de la ressource (i.e., station robotisée) $R_i, i \in \{2,3,4\}$ à l'instant t . Cet indicateur prend 2 valeurs, 1 si la ressource est disponible, 0 sinon.
 - $PR(t)$: le taux de production de produits de bonne qualité à l'instant t (nombre des produits par minute).

- Les indicateurs de performance par rapport au critère temps C_3 :
 - $PTR_i(t)$: le temps de production de la ressource (i.e., station robotisée) $R_i, i \in \{2,3,4\}$ à l'instant t , en unité du temps. Cet indicateur correspond au temps de service (i.e., le temps de traitement d'une opération) et au temps de maintenance et de réparation.
 - $PT(t)$: le temps de production des produits à l'instant t , en unité du temps, comprenant les temps de production des ressources impliqués dans le routage, et le temps de transport sur le système de convoyage.

La perturbation « *panne de machine* » est définie par un taux de défaillance et un temps de réparation. Nous supposons qu'une station robotisée donnée tombe en panne chaque heure (i.e., taux de défaillance =1/h), tandis que le temps moyen de réparation est de 600 secondes. Le taux d'arrivée des produits est fixé à 20 produits par heure pour chaque type (au total, 80 produits par heure pour les quatre types de produits). Finalement, nous calculons les indicateurs de performances pendant une 1 heure de simulation. Etant donnés les paramètres de simulation retenus, cette durée de simulation correspond au temps entre deux défaillances. Ceci permet de suivre la variation des indicateurs de performances dans le système en présence d'une perturbation au niveau d'une ressource donnée. La [Figure 35](#) représente la variation de l'ensemble des indicateurs de performance de trois stations robotisées et les produits, selon chaque critère. Nous notons bien que la ressource R_3 qui est sujette à la panne.

➤ Transformer les indicateurs en une mesure de continuité de fonctionnalité

Nous définissons la fonctionnalité comme étant les caractéristiques ou les propriétés qui font que chaque entité de production puisse remplir sa fonction. Il peut s'agir des opérations et des services qui peuvent être réalisés sur les ressources du système (e.g., montage, stockage, nettoyage). Aussi, cela peut concerner les fonctionnalités des entités informationnelles et décisionnelles telles que l'acquisition et la gestion des données et la communication, la prise de décision, la supervision et le pilotage. Dans cette étape, nous cherchons à déterminer dans quelle mesure les fonctionnalités que ce soit de stations robotisées et de produits peuvent être impactées par une perturbation. Afin que l'uniformité soit garantie et que l'analyse soit considérablement plus facile, nous construisons les fonctionnalités, notée F , de telle sorte qu'elles soient entre 0 et 1. Cette hypothèse nous permet d'avoir une certaine normalisation et uniformité pour que les valeurs de fonctionnalité soient sur une échelle similaire. Ainsi, nous considérons que les fonctionnalités varient en fonction du temps pour intégrer la dynamique du système de production et suivre l'état de ses entités dans le temps en présence d'une perturbation.

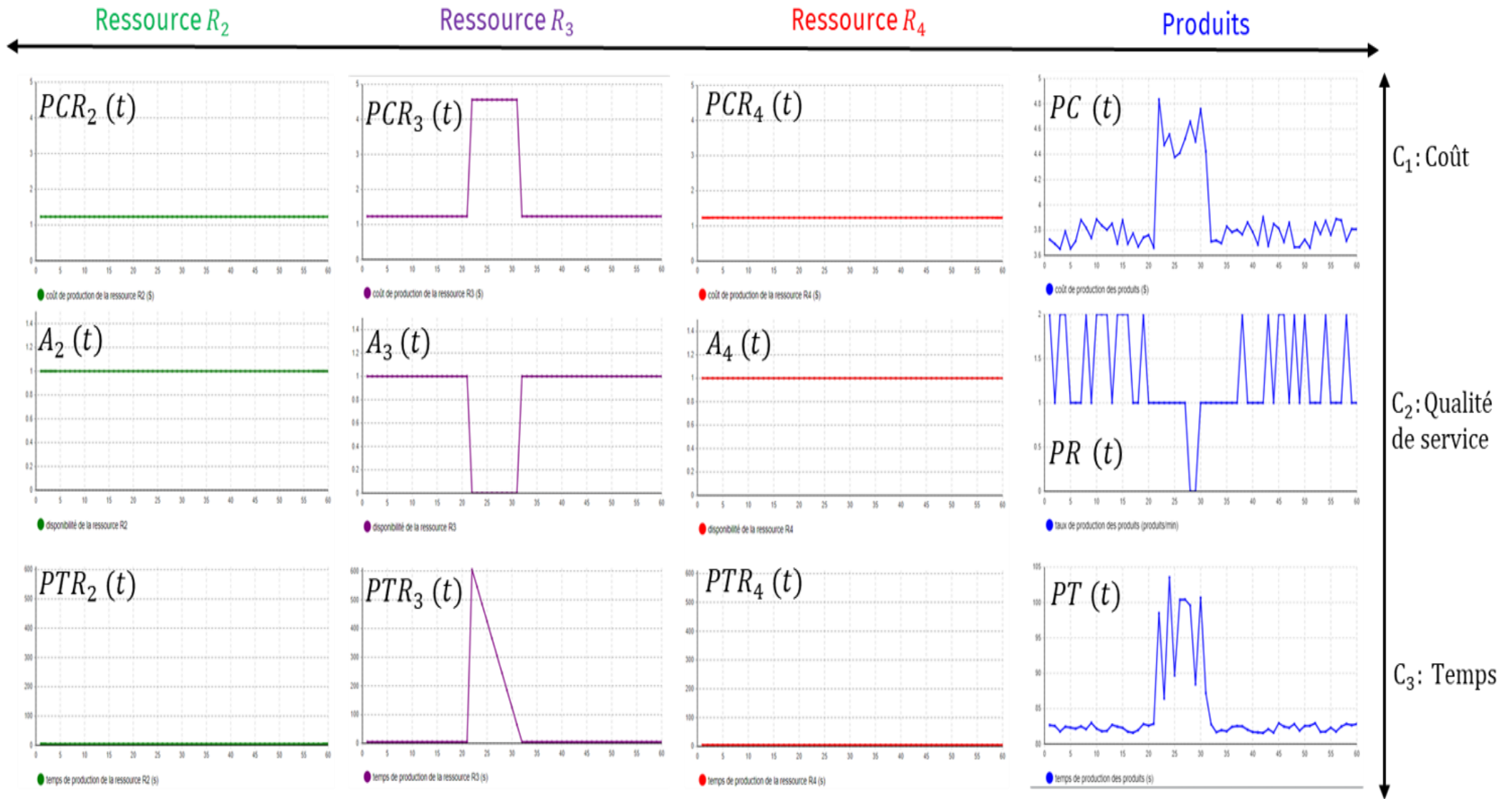


Figure 35. Variation des indicateurs de performance en fonction du temps (par minute de simulation) par rapport à chaque critère

Nous définissons la fonctionnalité de produits et de ressources robotisées par rapport aux trois critères considérés : coût C_1 , qualité de service C_2 , et temps C_3 . Les fonctionnalités sont calculées, en utilisant les indicateurs de performances du système, moyennant les formules suivantes :

$F_{C_1, R_i}(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } PCR_i(t) \leq PCR_{i_{nominal}} \\ 1 - \frac{PCR_i(t)}{PCR_{i_{max}}}, & \text{sinon} \end{cases}$	(13)
$F_{C_1, produits}(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } PC(t) \leq PC_{nominal} \\ 1 - \frac{PC(t)}{PC_{max}}, & \text{sinon} \end{cases}$	(14)
$F_{C_2, R_i}(t) = \begin{cases} 0, & \text{si } R_i \text{ est en panne} \\ 1, & \text{sinon} \end{cases}$	(15)
$F_{C_2, produits}(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } PR(t) \geq PR_{nominal} \\ \frac{PR(t)}{PR_{nominal}}, & \text{sinon} \end{cases}$	(16)
$F_{C_3, R_i}(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } PTR_i(t) \leq PTR_{i_{nominal}} \\ 1 - \frac{PTR_i(t)}{PTR_{i_{max}}}, & \text{sinon} \end{cases}$	(17)
$F_{C_3, produits}(t) = \begin{cases} 1, & \text{si } PT(t) \leq PT_{nominal} \\ 1 - \frac{PT(t)}{PT_{max}}, & \text{sinon} \end{cases}$	(18)

$PCR_{i_{nominal}}$, $PC_{nominal}$, $PR_{nominal}$, $PTR_{i_{nominal}}$, $PT_{nominal}$ représentent respectivement le coût de production de la ressource R_i , le coût de production des produits, le taux de production, le temps de production de la ressource R_i , et le temps de production des produits nominaux. Ils sont calculés moyennant la simulation en considérant seulement l'état normal du système (i.e., nous ne générons aucune perturbation dans le modèle de simulation): $PCR_{i_{nominal}} = 1,23 \$$; $PC_{nominal} = 4\$$; $PR_{nominal} = 1$ produits/min; $PTR_{i_{nominal}} = 5$ secondes; $PT_{nominal} = 83$ secondes.

$PCR_{i_{max}}$, PC_{max} , $PTR_{i_{max}}$, PT_{max} représentent respectivement le coût de production de la ressource R_i , le coût de production des produits, le temps de production de la ressource R_i , et le temps de production des produits maximaux. Ces valeurs représentent les seuils maximaux qui correspondent au cas où les stations robotisées et les produits ne sont pas fonctionnels par rapport à la continuité du service (i.e., fonctionnalité égale à 0). Ces valeurs sont calculées en utilisant la

simulation et sont comme suit : $PCR_{i_{max}} = 11,2\$$; $PC_{max} = 8,4\$$; $PTR_{i_{max}} = 605\$$; $PT_{max} = 150$ secondes.

Pour le critère coût, et en prenant l'exemple de l'Equation (13), si le coût de production de la ressource R_i à l'instant t $PCR_i(t)$ est inférieur ou égal au $PCR_{i_{nominal}}$, la fonctionnalité $F_{C_1,R_i}(t)$ de la ressource à l'instance t vaut 1 ; cela veut dire que la ressource R_i est considérée dans un état normal. Si le coût de production de la ressource R_i à l'instant t $PCR_i(t)$ est supérieur strictement au $PCR_{i_{nominal}}$, la fonctionnalité $F_{C_1,R_i}(t)$ de la ressource à l'instance t est inférieure à 1 ; cela veut dire que la ressource R_i , de point de vue coût, est dans un état perturbé, ce qui engendre ainsi des coûts supplémentaires par rapport à la normale (i.e., des coûts de maintenance et réparation). Quand le coût de production atteint $PCR_{i_{max}}$, cela correspond au cas où la ressource est considérée dysfonctionnelle ($F_{C_1,R_i}(t) = 0$). La même logique s'applique aux fonctionnalités des produits d'un point de vue critère coût.

Pour le critère qualité, et en prenant l'exemple de l'Equation (16), si le taux de production des produits $PR_i(t)$ à l'instant t est supérieur ou égal au $PR_{i_{nominal}}$, la fonctionnalité $F_{C_2,produit}(t)$ à l'instant t vaut 1 ; cela veut dire qu'il n'y a pas de perturbations, et la qualité de service est normale. Si le taux de production des produits $PR_i(t)$ à l'instant t est inférieur strictement $PR_{i_{nominal}}$, la fonctionnalité $F_{C_2,produit}(t)$ à l'instant t est inférieure à 1 ; cela veut dire que le système est dans un état perturbé, de point de vue qualité, impliquant ainsi une dégradation de la qualité du service par rapport à la normale.

Pour le critère temps, et en prenant l'exemple de l'Equation (17), si le temps de production de la ressource R_i à l'instant t , $PTR_i(t)$, est inférieur ou égal au $PTR_{i_{nominal}}$, la fonctionnalité $F_{C_3,R_i}(t)$ de la ressource à l'instant t vaut 1 ; cela veut dire que le temps de production de la ressource R_i est considéré dans la normale. Si le temps de production de la ressource R_i à l'instant t , $PTR_i(t)$, est supérieur strictement au $PTR_{i_{nominal}}$, la fonctionnalité $F_{C_3,R_i}(t)$ de la ressource à l'instant t est inférieure à 1 ; cela veut dire que la ressource R_i , de point de vue temps, est dans un état perturbé, engendrant ainsi des délais par rapport au temps prévu de production. Dans notre cas, cela engendre des délais de maintenance et/ou réparation. Quand le temps de production atteint $PTR_{i_{max}}$, cela correspond au cas où la ressource est considérée dysfonctionnelle ($F_{C_3,R_i}(t) = 0$). La même logique s'applique aux fonctionnalités des produits de point de vue critère temps.

La [Figure 36](#) représente les fonctionnalités de chaque station robotisée et des produits.

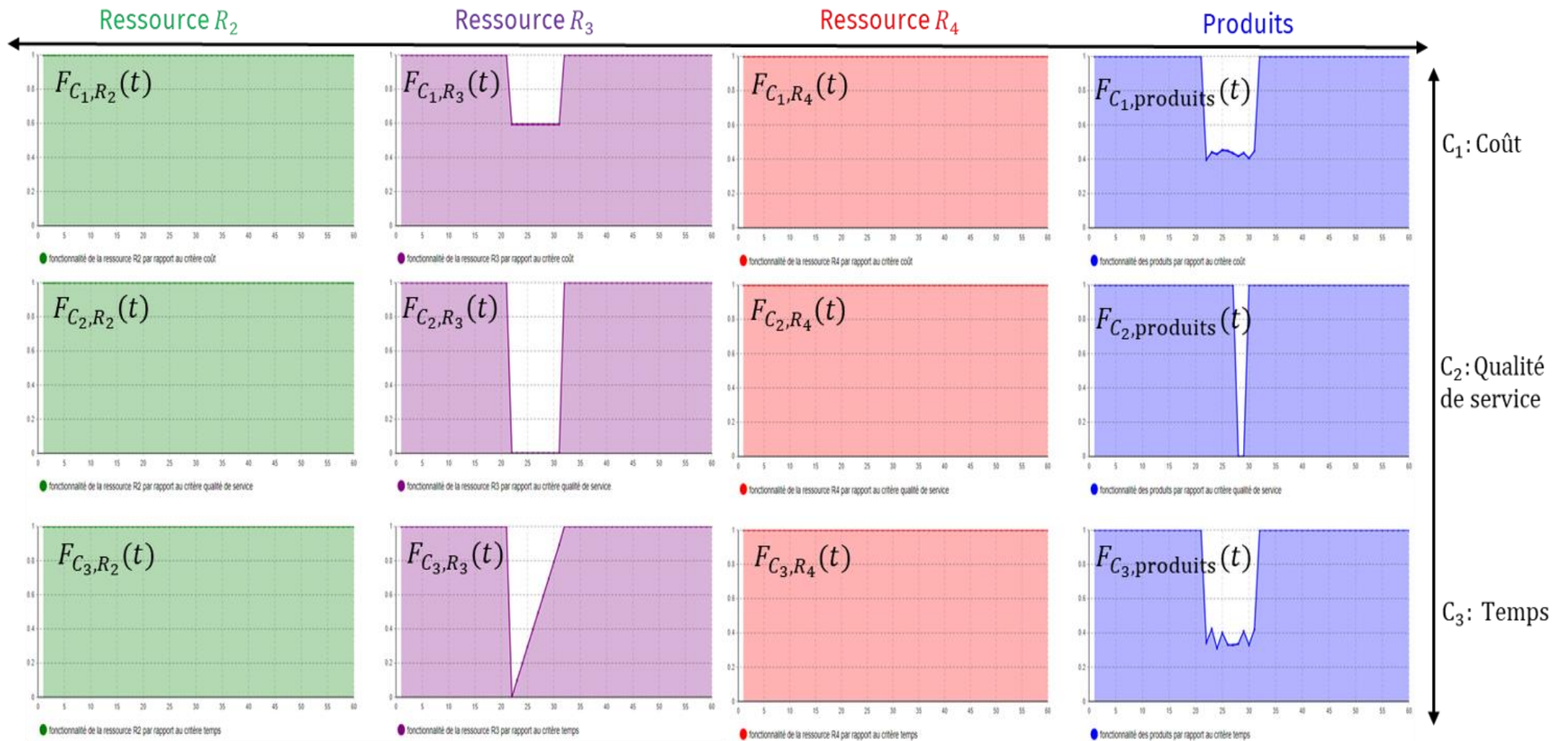


Figure 36. Fonctionnalités en fonction du temps par rapport à chaque critère

➤ **Agréger les fonctionnalités pour calculer la fonctionnalité du système**

Nous modélisons d’abord les poids de chaque entité de système (stations robotisées et produits) qui représentent l’importance par rapport à la continuité du service au moment de la perturbation. Les poids des composants du système dépendent de la décision de pilotage prise par le produit intelligent. Par exemple, dans le cas où la ressource R_3 est perturbée (en panne), le produit déclenche son mécanisme décisionnel AHP pour choisir la ressource alternative appropriée. Si le produit choisit d’aller à R_2 , dans ce cas par rapport à la perturbation « panne de R_3 » et la décision « aller à R_2 », le poids de R_2 est important par rapport à la continuité du flux de service, contrairement au R_3 qui n’a aucune importance. Par conséquent, les poids varient en fonction du contexte, de la dynamique du système, des perturbations et de la décision prise.

Nous notons les poids d’une entité par $W_q(\text{perturbation}, \text{décision})$, ($W_q \in [0, 1]$), 1 si une entité est importante pour assurer la continuité de service en cas de perturbations, 0 sinon.

Etant donné les fonctionnalités de chaque entité par rapport à un critère C_n , ($F_{C_n,1}, \dots, F_{C_n,Q}$), la fonctionnalité du système est une fonction qui caractérise sa capacité à assurer la continuité de flux de service. Cette fonction est dynamique et évolue avec le temps et tient compte des différentes fonctionnalités de chaque entité. La fonctionnalité du système est calculée en utilisant l’Equation (19) :

$F_{C_n, \text{système}}(t) = \frac{1}{\sum_{q \in \{1, Q\}} W_{C_n, q}(t)} \sum_{q \in \{1, Q\}} W_{C_n, q}(t) \times F_{C_n, q}(t)$	(19)
---	------

La [Figure 37](#) représente la fonctionnalité du système pour chaque critère.

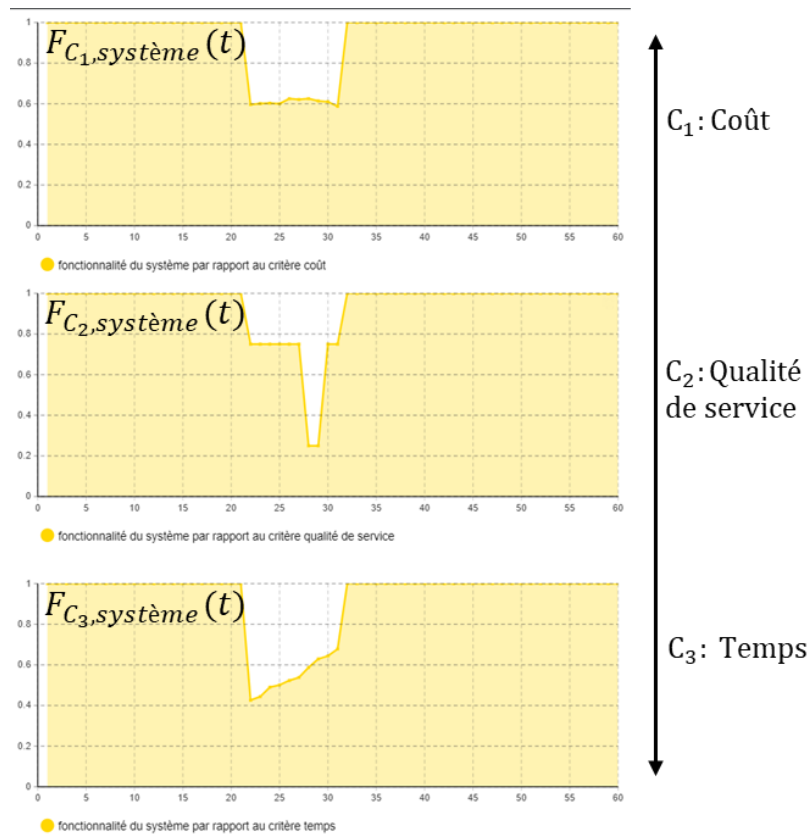


Figure 37. Fonctionnalités du système en fonction du temps par rapport à chaque critère

➤ **Calculer la fonctionnalité globale du système**

Nous prenons les mêmes pondérations de critères comme dans la Figure 26 de la Section 5.2 (ETAPE 30) : $w_{C_1} = 0,07$; $w_{C_2} = 0,28$; $w_{C_3} = 0,64$. Nous calculons alors la fonctionnalité globale du système en utilisant la formule (20) :

$F_{\text{système}}(t) = \sum_{n \in \{1,2,3\}} w_{C_n} \times F_{C_n, \text{système}}(t)$	(20)
--	------

La Figure 38 présente la fonctionnalité globale du système en considérant tous les critères.

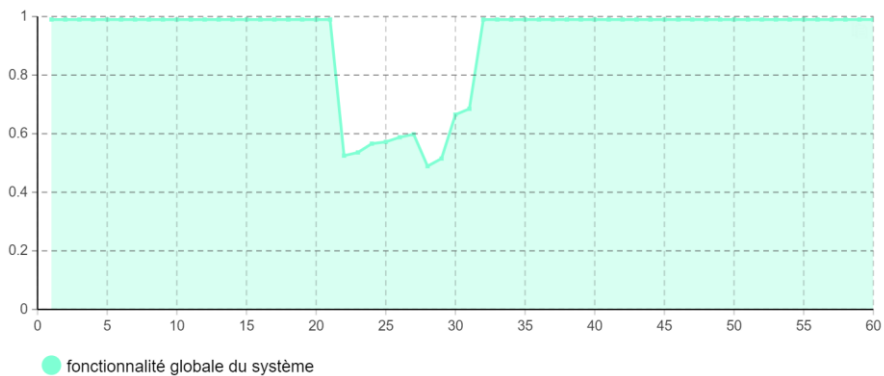


Figure 38. Fonctionnalité globale du système

Selon la [Figure 38](#), nous pouvons remarquer que la perturbation de type « *panne de machine* » dégrade la capacité et la fonctionnalité du système pendant une période donnée (i.e., la durée de perturbation). Par conséquent, nous évaluons la performance du système pendant toute la période de perturbation afin de mesurer l'impact pendant tout le cycle de vie de la perturbation. Nous considérons t_o le temps de l'occurrence de perturbation dans le système (dans la [Figure 38](#), $t_o = 21 \text{ min}$) et T la durée de la perturbation (dans la [Figure 38](#), $T = 10 \text{ min}$). Pour évaluer la résilience opérationnelle du système, nous proposons une mesure de performance, noté $MP_{\text{système}}$. Cette mesure doit être évaluée sur l'intervalle du temps $[t_o = 21, t_o + T = 31]$. Nous utilisons ainsi la formule (21) pour calculer la $MP_{\text{système}}$:

$MP_{\text{système}}(\text{panne de machine}) = \frac{\int_{21}^{31} F_{\text{système}}(t) dt}{31 - 21}$	(21)
--	------

Comme dans la [Figure 39](#), la mesure $MP_{\text{système}}$ est relative au rapport de l'aire de la surface délimitée par la fonctionnalité globale du système pendant la durée de perturbation. Cette représentation nous permet de suivre la dégradation de fonctionnalité du système et d'évaluer la résilience opérationnelle du système pendant tout le cycle de vie d'une perturbation.

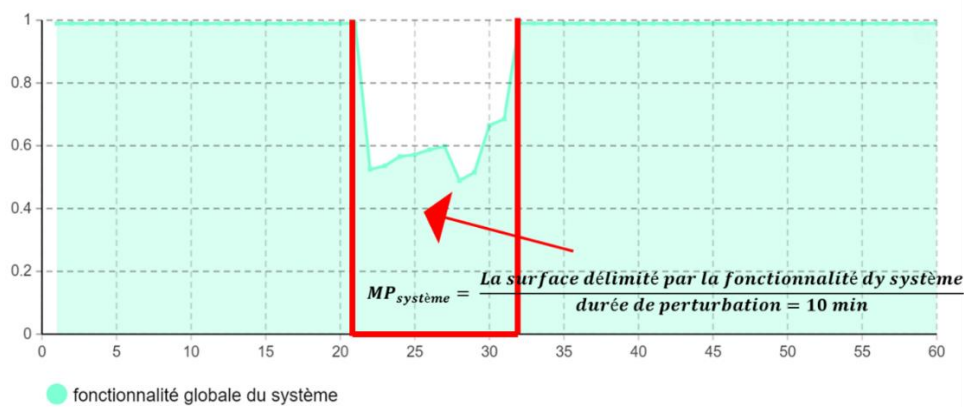


Figure 39. Mesure de performance du système pendant la durée de perturbation

La mesure de performance est calculée en considérant une simulation de 1 heure et 100 répliques : $MP_{\text{système}}(\text{panne}) = 0,65$.

Nous comparons par la suite, le mécanisme décisionnel développé dans le cadre de cette thèse : AHP augmentée, noté A-AHP, par rapport à deux autres stratégies de pilotage, à savoir :

- La stratégie inflexible « *Inflexible Strategy : IS* », dans laquelle chaque produit suit sa planification d'allocation préétablie, même en cas de perturbations. Le produit ne profite pas de la flexibilité du système et attend dans la file d'attente de la ressource fournissant le service

jusqu'à ce que la ressource devienne disponible. La comparaison avec une telle stratégie est intéressante car elle montre les conséquences des perturbations dans le cas où aucune décision de réaction n'est prise.

- AHP standard (Std-AHP) tel que décrit dans la [Figure 18](#) (voir le [Chapitre 4](#)). La comparaison par paire des critères et leurs poids sont indiqués dans le [Tableau 9](#).

Tableau 9. Comparaison par paire de critères et pondérations de l'AHP standard.

<i>Matrice de comparaison par paires</i>				<i>Taux de cohérence</i>	<i>Pondération des critères</i>
	Coût	Qualité	Temps	4%	
Coût	1	0,33	0,20		0,11
Qualité	3	1	0,33		0,26
Temps	5	3	1		0,63

Les mêmes étapes ont été appliquées pour les 2 autres mécanismes décisionnels : IS et Std-AHP et ont donné les résultats suivants (pour 1 heure et 100 répliques de simulation):

- Pour l'IS : $MP_{\text{système}}(\text{panne}) = 0,21$;
- Pour Std-AHP : $MP_{\text{système}}(\text{panne}) = 0,57$.

Comme nous pouvons voir, A-AHP a la valeur de $MP_{\text{système}}$ la plus grande comparé à l'IS et Std-AHP. Ce résultat confirme les avantages qu'offre l'A-AHP par rapport au maintien d'un niveau de performance acceptable en présence des perturbations, en raison de ses caractéristiques dynamiques qui tirent pleinement parti de la flexibilité du système.

➤ **Capitalisation des connaissances par l'agent « connaissances »**

Après l'évaluation de la réaction par l'agent « DIS », les produits intelligents agressés par la perturbation mettent à jour la base de cas de l'agent « connaissances » à la fin de l'exécution des opérations planifiées en y ajoutant les cas de perturbation rencontrés. Un cas de perturbation (voir [Figure 13](#)) synthétise toutes les informations relatives aux occurrences de perturbations, aux opérations perturbées, aux décisions prises, et les évaluations mesurées par l'agent « DIS ».

La [Figure 40](#) montre une instanciation du modèle de [Figure 13](#) sur un exemple de perturbation de panne de machine. La [Figure 40](#) illustre les représentations des connaissances sur les spécifications

du produit et les paramètres opérationnels (Soi), les caractéristiques associées à la perturbation, les décisions de pilotage, la décision sélectionnée et prise par le produit intelligent, et l'évaluation locale de la réaction à la perturbation.

5.3.3. Evaluation globale des performances de mécanisme décisionnel

Pour une évaluation globale des performances, trois séries d'expériences, appelées expériences #1, #2 et #3, mettent en évidence les avantages de mécanisme décisionnel proposé A-AHP par rapport aux deux stratégies présentées précédemment : IS et Std-AHP.

➤ Paramètres d'entrée

Pour souligner les avantages et les limites de chaque stratégie, la variation des paramètres d'entrée suivants est considérée pour chaque expérience :

- Les perturbations affectant les ressources robotisées, définies par les taux de défaillance et les temps de réparation (i.e., la durée de la défaillance).
- Les taux d'arrivée des produits.

➤ Indicateurs de performance

Cinq indicateurs de performance globaux sont considérés dans les expérimentations :

- Avg_TT : temps de séjour moyen des produits dans le système de production (en secondes), qui correspond au temps moyen nécessaire pour réaliser tous les services requis par les produits.
- Avg_Cost : coût moyen de production en unités monétaires pour fabriquer un produit (en \$).
- Avg_TP : taux (ou débit) moyen de production des produits, qui correspond au nombre moyen de produits fabriqués par heure.
- Avg_WT_R : temps d'attente moyen des produits dans la file d'attente des ressources (en secondes).
- Avg_WT_Loop : temps d'attente moyen des produits dans la boucle de référence (en secondes).

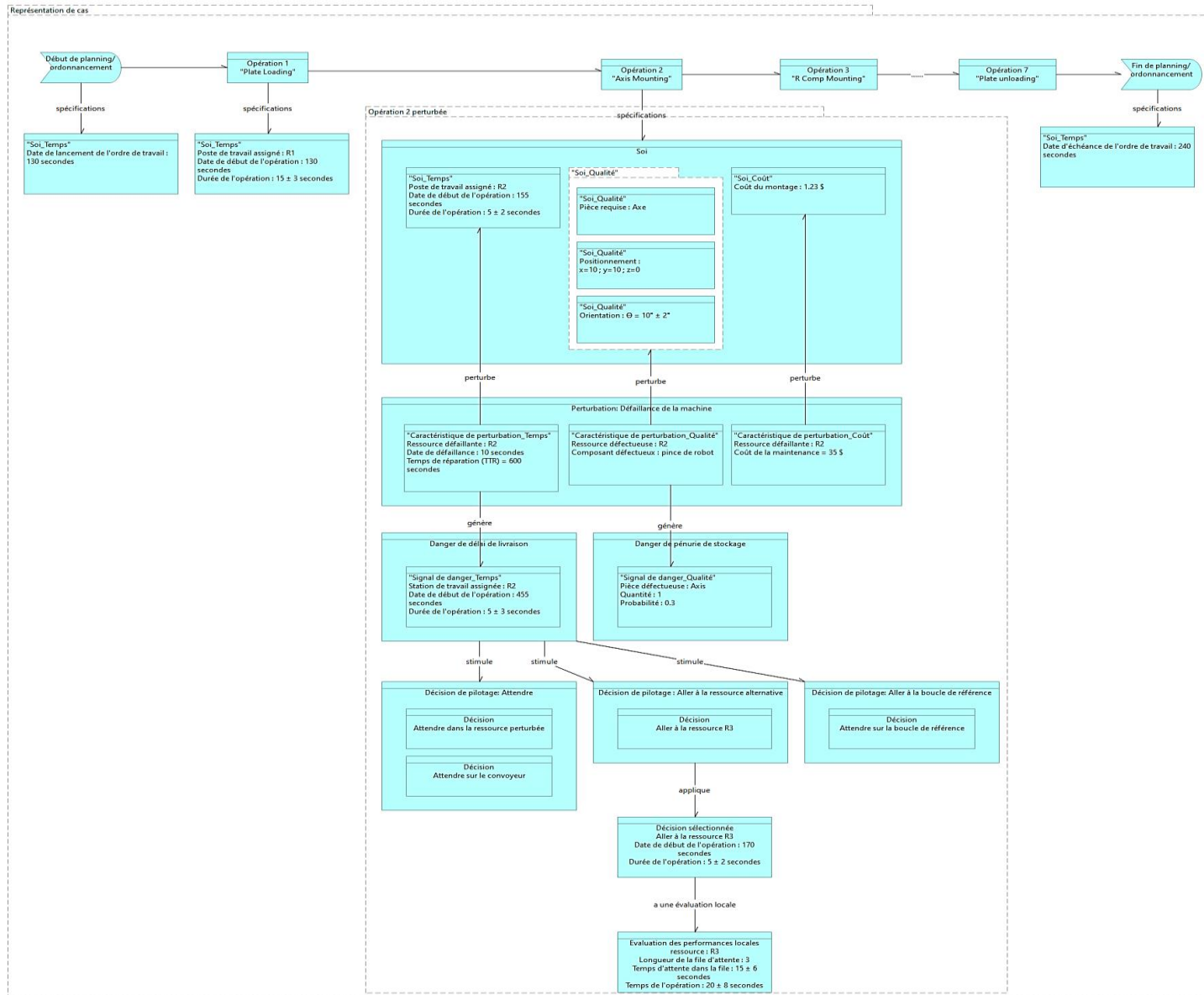


Figure 40. Exemple de représentation de cas.

➤ Considérations générales

Les expérimentations considèrent une simulation d'un mois et 100 répliques pour chaque scénario. Les produits intelligents sont créés selon une distribution exponentielle d'arrivée définie par le paramètre « taux d'arrivée » (i.e., nombre de produits par heure). La fonction de défaillance des stations robotisées est une distribution exponentielle définie par le paramètre « taux de défaillance » FR_{R_i} (i.e., nombre de défaillances par jour). Le temps de réparation associé à une défaillance d'une ressource suit une distribution triangulaire. Les sections suivantes décrivent les différentes expérimentations et les résultats obtenus.

5.3.4. Expérience #1 : Etude de l'impact du taux de défaillance des stations robotisées

Pour cette expérience, les paramètres fixés sont présentés dans le [Tableau 10](#).

Tableau 10. Paramètres globaux pour les scénarios considérés.

<i>Taux d'arrivée du type de produit « B » (par heure)</i>	<i>Taux d'arrivée du type de produit « E » (par heure)</i>	<i>Taux d'arrivée du type de produit « L » (par heure)</i>	<i>Taux d'arrivée du type de produit « T » (par heure)</i>
10/h	10/h	10/h	10/h

Trois scénarios sont résumés dans le [Tableau 11](#). Dans ces scénarios, le temps moyen de réparation est fixé et seul le taux de défaillance des ressources robotisées varie comme suit :

- Scénario (E#1,1) : toutes les ressources robotisées ont un faible taux de défaillance.
- Scénario (E#1,2) : La ressource R_2 a un taux de défaillance élevé. Cette ressource est choisie car c'est la plus utilisée et représente une ressource critique (voir le planning d'allocation préétabli d'[Annexe A1](#)).
- Scénario (E#1,3) : toutes les ressources robotisées ont un taux de défaillance élevé.

Tableau 11. Paramètres du modèle des scénarios considérés.

	<i>Taux de défaillance (FR_{R_i}) des stations robotisées (par jour)</i>	<i>Temps moyen de réparation (MTTR) des stations robotisées (secondes)</i>
<i>Scénario (E#1,1)</i>	$FR_{R_2} = 1/d$	180 s
	$FR_{R_3} = 1/d$	
	$FR_{R_4} = 1/d$	
<i>Scénario (E#1,2)</i>	$FR_{R_2} = 7/d$	180 s
	$FR_{R_3} = 1/d$	
	$FR_{R_4} = 1/d$	
<i>Scénario (E#1,3)</i>	$FR_{R_2} = 7/d$	180 s
	$FR_{R_3} = 7/d$	
	$FR_{R_4} = 7/d$	

Pour l'impact du taux de défaillance sur les performances du système, la [Figure 41](#) et [Tableau 12](#) montrent les résultats suivants :

- Les valeurs Avg_TT, Avg_TP et Avg_WT_R sont très sensibles au taux de défaillance pour toutes les stratégies étudiées, car l'indisponibilité des ressources augmente. En conséquence, avec un taux de défaillance élevé, on observe une congestion des convoyeurs, des délais élevés dans les files d'attente des ressources, et un faible débit de production (i.e., nombre des produits fabriqués par heure).
- Dans le premier scénario (E#1,1) avec des taux de défaillance faibles pour toutes les ressources robotisées, nous remarquons que l'A-AHP donne de meilleurs résultats par rapport aux autres stratégies de pilotage en ce qui concerne le Avg_TT, le Avg_TP et le Avg_WT_R. D'autre part, la valeur Avg_Cost est plus élevée car il y a des coûts logistiques supplémentaires à prendre en compte. De même, la valeur Avg_WT_Loop pour l'IS et le Std-AHP est nulle car les produits ne restent pas dans la boucle de référence. Cependant, la valeur Avg_WT_Loop pour A-AHP n'est pas nulle parce que selon le contexte du système de production, les produits peuvent rester dans la boucle de référence au lieu d'attendre dans la file d'attente des ressources.

- Dans le deuxième scénario (E#1,2), dans lequel le taux de défaillance de la ressource la plus utilisée R_2 est élevé, une baisse de la performance du système pour toutes les stratégies de pilotage est observée. Cependant, A-AHP donne des bons résultats par rapport aux autres stratégies en ce qui concerne tous les indicateurs de performance, à l'exception de Avg_Cost et Avg_WT_Loop. La dégradation de ces deux derniers indicateurs est dû au fait que dans ce scénario des coûts logistiques supplémentaires sont ajoutées, et les produits restent dans la boucle de référence au lieu d'attendre dans la file d'attente des ressources.
- Dans le troisième scénario (E#1,3), dans lequel toutes les ressources robotisées ont un taux de défaillance élevé, les performances du système diminuent considérablement. Toutes les valeurs des indicateurs de performance ont diminué. Cependant, la dégradation des performances de A-AHP n'est pas aussi drastique que la dégradation des performances des autres stratégies.

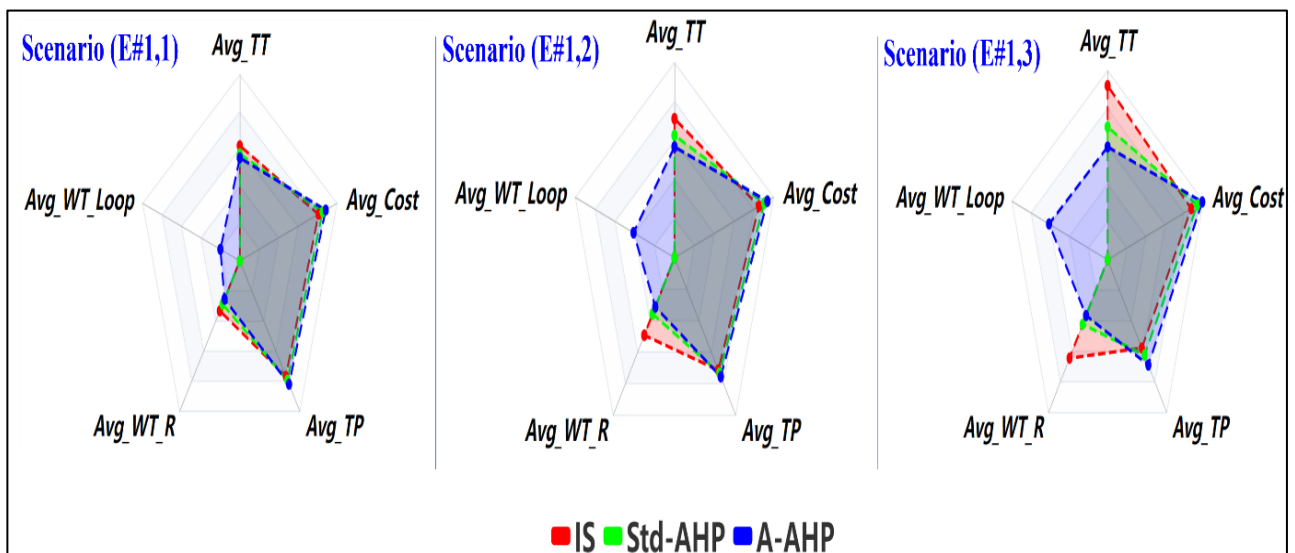


Figure 41. Résultats de la simulation pour l'Expérience#1 (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

Tableau 12. Comparaison des performances de A-AHP et Std-AHP par rapport au IS en % pour l'Expérience#1.

Scénarios	KPI	Std-AHP	A-AHP
Scénario (E#1,1)	Réduction de l'Avg_TT par rapport à l'IS	4,09%	5,15%
	Réduction de l'Avg_Cost par rapport à l'IS	-5,19%	-9,09%
	Réduction de l'Avg_TP par rapport à l'IS	-0,55%	-1,10%
	Réduction de l'Avg_WT_R par rapport à l'IS	13,50%	23,62%
	Réduction de l'Avg_WT_Loop par rapport à l'IS	-	-
Scénario (E#1,2)	Réduction de l'Avg_TT par rapport à l'IS	11,99%	20,33%
	Réduction de l'Avg_Cost par rapport à l'IS	-6,17%	-9,88%
	Réduction de l'Avg_TP par rapport à l'IS	-2,74%	-5,85%
	Réduction de l'Avg_WT_R par rapport à l'IS	27,33%	36,44%
	Réduction de l'Avg_WT_Loop par rapport à l'IS	-	-
Scénario (E#1,3)	Réduction de l'Avg_TT par rapport à l'IS	23,70%	35,17%
	Réduction de l'Avg_Cost par rapport à l'IS	-7,23%	-13,25%
	Réduction de l'Avg_TP par rapport à l'IS	-8,00%	-19,15%
	Réduction de l'Avg_WT_R par rapport à l'IS	34,39%	43,26%
	Réduction de l'Avg_WT_Loop par rapport à l'IS	-	-

5.3.5. Expérience #2: Etude d'impact du temps de réparation des stations robotisées

Comme pour l'expérience précédente, les paramètres fixes sont décrits dans le [Tableau 10](#).

Trois scénarios sont présentés dans le [Tableau 13](#). Dans ces scénarios, le taux de défaillance est fixé et le temps moyen de réparation des ressources robotisées varie comme suit :

- Scénario (E#2,1) : toutes les ressources robotisées ont un temps moyen de réparation faible.
- Scénario (E#2,2) : la ressource R_2 a un temps moyen de réparation élevé.
- Scénario (E#2,3) : toutes les ressources robotisées ont un temps moyen de réparation élevé.

Tableau 13. Paramètres du modèle des scénarios considérés.

	<i>Taux de défaillance (FR) des stations robotisées (per day)</i>	<i>Temps moyen de réparation (MTTR_{R_i}) des stations robotisées (secondes)</i>
<i>Scénario (E#2,1)</i>	2/d	$MTTR_{R_2} = 90s$
		$MTTR_{R_3} = 90s$
		$MTTR_{R_4} = 90s$
<i>Scénario (E#2,2)</i>	2/d	$MTTR_{R_2} = 600s$
		$MTTR_{R_3} = 90s$
		$MTTR_{R_4} = 90s$
<i>Scénario (E#2,3)</i>	2/d	$MTTR_{R_2} = 600s$
		$MTTR_{R_3} = 600s$
		$MTTR_{R_4} = 600s$

Pour l'impact du temps moyen de réparation sur les performances du système, la [Figure 42](#) et le [Tableau 14](#) montrent les résultats suivants :

- Les valeurs Avg_TT, Avg_TP et Avg_WT_R sont très sensibles à la valeur du temps moyen de réparation pour IS, car les produits restent dans la file d'attente en attendant que la ressource qui leur est attribuée soit réparée. En revanche, pour Std-AHP et A-AHP, la dégradation de ces KPI est moins sensible, parce qu'ils tirent profit de la flexibilité du système.
- On peut conclure que dans le cas d'une fréquence plus faible et d'une durée plus élevée des perturbations, A-AHP donne des meilleurs résultats par rapport aux autres stratégies, car cette approche tire pleinement profit de la flexibilité du système. Cependant, elle devient moins compétitive avec une fréquence plus élevée de perturbations.

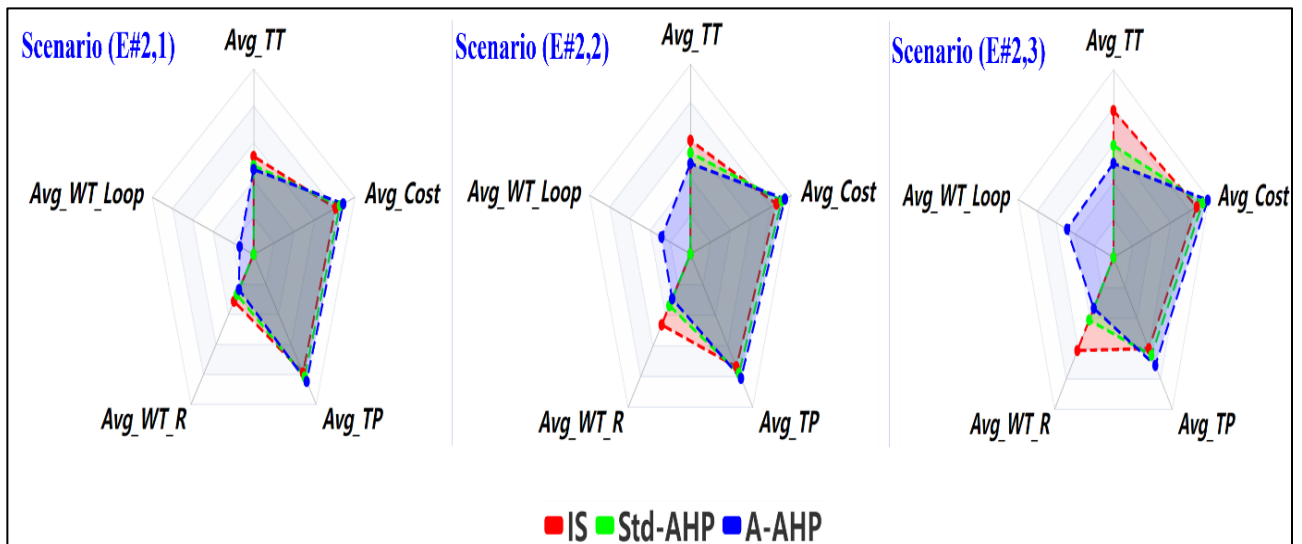


Figure 42. Résultats de la simulation pour l'Expérience#2 (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

Tableau 14. Comparaison des performances de A-AHP et Std-AHP par rapport au IS en % pour l'Expérience#2.

Scénarios	KPI	Std-AHP	A-AHP
Scénario (E#1,1)	Réduction de l'Avg_TT par rapport à l'IS	5,22%	6,26%
	Réduction de l'Avg_Cost par rapport à l'IS	-5,19%	-9,09%
	Réduction de l'Avg_TP par rapport à l'IS	-0,53%	-1,60%
	Réduction de l'Avg_WT_R par rapport à l'IS	14,38%	25,16%
	Réduction de l'Avg_WT_Loop par rapport à l'IS	-	-
Scénario (E#1,2)	Réduction de l'Avg_TT par rapport à l'IS	10,95%	20,33%
	Réduction de l'Avg_Cost par rapport à l'IS	-6,17%	-9,88%
	Réduction de l'Avg_TP par rapport à l'IS	-5,68%	-10,21%
	Réduction de l'Avg_WT_R par rapport à l'IS	26,93%	36,64%
	Réduction de l'Avg_WT_Loop par rapport à l'IS	-	-
Scénario (E#1,3)	Réduction de l'Avg_TT par rapport à l'IS	23,70%	35,93%
	Réduction de l'Avg_Cost par rapport à l'IS	-7,23%	-13,25%
	Réduction de l'Avg_TP par rapport à l'IS	-7,34%	-18,44%
	Réduction de l'Avg_WT_R par rapport à l'IS	32,78%	45,42%
	Réduction de l'Avg_WT_Loop par rapport à l'IS	-	-

5.3.6. Expérience #3 : Etude d'impact du taux d'arrivée des produits

Pour cette expérience, les paramètres fixes sont présentés dans le [Tableau 15](#).

Tableau 15. Paramètres globaux pour les scénarios considérés.

<i>Taux de défaillance (FR) des stations robotisées (par jour)</i>	<i>Temps moyen de réparation (MTTR) des stations robotisées (secondes)</i>
2/d	180 s

Trois scénarios sont présentés dans le [Tableau 16](#). Les taux de défaillance des ressources et le temps moyen de réparation sont fixes. Dans ces scénarios, le taux d'arrivée de chaque type de produit est modifié comme suit :

- Scénario (E#3,1) : tous les types de produits ont un faible taux d'arrivée.
- Scénario (E#3,2) : des quantités mixées à la demande sont considérées comme suit, taux d'arrivée faible pour le type de produit "B", taux d'arrivée moyen pour les types de produit "E" et "L", et taux d'arrivée élevé pour le type de produit "T".
- Scénario (E#3,3) : tous les types de produits ont un taux d'arrivée élevé.

Tableau 16. Paramètres du modèle des scénarios considérés.

	<i>Taux d'arrivée du type de produit « B » (par heure)</i>	<i>Taux d'arrivée du type de produit « E » (par heure)</i>	<i>Taux d'arrivée du type de produit « L » (par heure)</i>	<i>Taux d'arrivée du type de produit « T » (par heure)</i>
<i>Scénario (E#3,1)</i>	5/h	5/h	5/h	5/h
<i>Scénario (E#3,2)</i>	5/h	10/h	10/h	20/h
<i>Scénario (E#3,3)</i>	20/h	20/h	20/h	20/h

Pour l'impact du taux d'arrivée des produits sur les performances du système, la [Figure 43](#) et le [Tableau 17](#) montrent les résultats suivants :

- Dans le premier scénario (E#3,1) et le deuxième scénario (E#3,2) ; avec un taux d'arrivée plus faible et des quantités mixées à la demande respectivement, nous remarquons que A-AHP donne de meilleurs résultats que les autres stratégies car elle tire pleinement profit de la flexibilité du système.
- Cependant, A-AHP devient moins compétitive avec un taux d'arrivée plus élevé dans le scénario (E#3,1), car un grand nombre de produits nécessite différents services et toutes les ressources du système sont sollicitées. En conséquence, les convoyeurs et les files d'attente deviennent pleinement chargés ce qui génère de grands délais et un faible taux de production (i.e., débits de production).

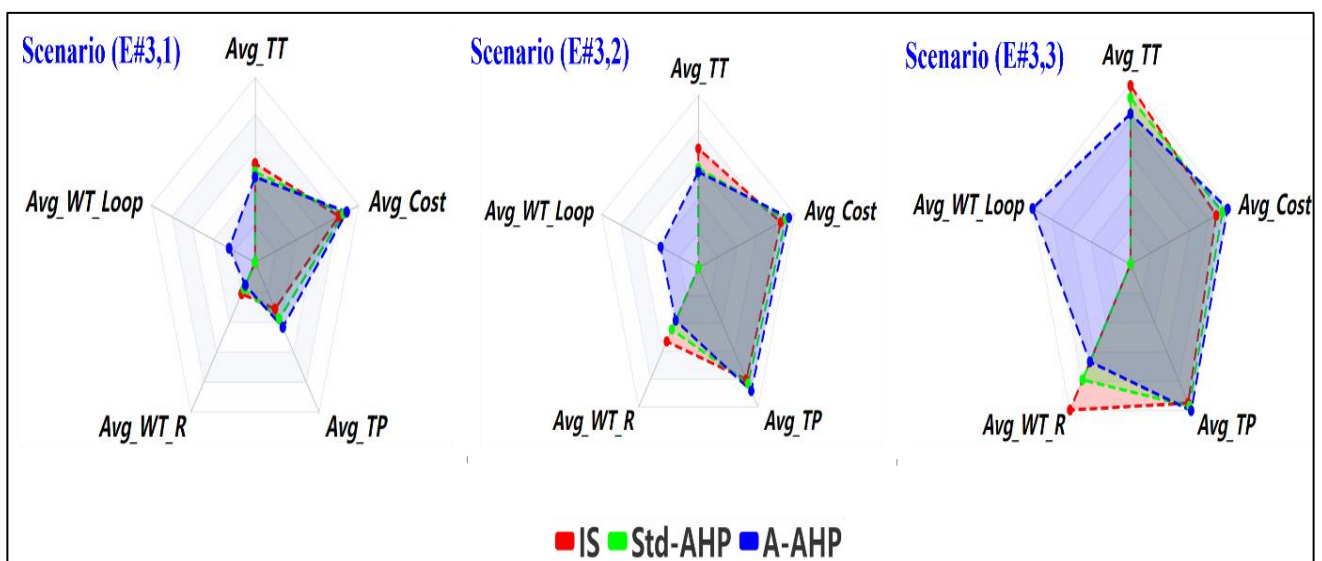


Figure 43. Résultats de la simulation pour l'Expérience#3 (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

Tableau 17. Comparaison des performances de A-AHP et Std-AHP par rapport au IS en % pour l'Expérience#3.

Scenario	KPI	Std-AHP	A-AHP
Scénario (E#1,1)	Réduction de l'Avg_TT par rapport à l'IS	3,12%	5,52%
	Réduction de l'Avg_Cost par rapport à l'IS	-5,15%	-9,01%
	Réduction de l'Avg_TP par rapport à l'IS	-0,59%	-1,71%
	Réduction de l'Avg_WT_R par rapport à l'IS	14,51%	26,08%
	Réduction de l'Avg_WT_Loop par rapport à l'IS	-	-
Scénario (E#1,2)	Réduction de l'Avg_TT par rapport à l'IS	16,31%	19,47%
	Réduction de l'Avg_Cost par rapport à l'IS	-6,17%	-9,88%
	Réduction de l'Avg_TP par rapport à l'IS	-3,56%	-10,21%
	Réduction de l'Avg_WT_R par rapport à l'IS	16,18%	28,46%
	Réduction de l'Avg_WT_Loop par rapport à l'IS	-	-
Scénario (E#1,3)	Réduction de l'Avg_TT par rapport à l'IS	6,90%	15,81%
	Réduction de l'Avg_Cost par rapport à l'IS	-7,23%	-13,25%
	Réduction de l'Avg_TP par rapport à l'IS	-2,29%	-5,43%
	Réduction de l'Avg_WT_R par rapport à l'IS	20,77%	33,08%
	Réduction de l'Avg_WT_Loop par rapport à l'IS	-	-

5.4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons cherché à illustrer la pertinence du mécanisme décisionnel proposé pour implémenter et réaliser la fonction de réaction face aux perturbations. Nous avons mis l'accent sur les principes considérés et implémentés dans cette thèse (voir [Figure 9](#)) pour le pilotage des CPPS, et l'intégration et l'amélioration de la résilience opérationnelle.

Premièrement, nous avons dans un premier temps instancié et appliqué le mécanisme proposé, AHP augmenté par les règles expertes (A-AHP), à un cas d'étude relatif à un processus d'assemblage de la cellule flexible « S.MART ». Un ensemble d'interfaces ont été développées afin d'effectuer des analyses de données pour aider l'expert du système de production à définir et à affiner les règles, sur la base des statistiques de déclenchement des règles et des indicateurs de contexte correspondants, ainsi que de l'évaluation des performances acquises par la simulation (voir [Annexe A5](#)).

L'approche proposée a été évaluée en utilisant la simulation multi-agents et logiciel AnyLogic. L'évaluation des performances pendant la durée de perturbation se base sur une méthodologie pour quantifier la fonctionnalité du système. Cette dernière représente une fonction de capacité, performance, ou de qualité de service en termes de continuité du flux de service. Elle est définie comme une mesure de la performance du système établie par les parties prenantes, pour dériver une mesure intégrée de performances du système.

De surcroit, comme la prise de décision proposée dans cette thèse est multicritère, nous avons envisagé d'évaluer les performances pour différents critères à savoir les impacts temporels, la qualité de service, et les conséquences financières.

Afin de valider l'approche proposée, nous avons comparé le mécanisme décisionnel proposé à deux autres mécanismes décisionnels : stratégie Inflexible (IS) et l'AHP standard (std-AHP). Les résultats soulignent les performances compétitives d'A-AHP et mettent en évidence des directions de recherche intéressantes.

Finalement, nous avons évalué les performances globales du système au moyen de trois expérimentations. Les résultats montrent que la méthode A-AHP est plus performante que la méthode std-AHP et IS car elle permet de tirer pleinement profit de la flexibilité du système. Cependant, les résultats expérimentaux soulignent aussi les limites de l'A-AHP. En effet, le mécanisme A-AHP devient moins compétitif dès lors que le taux de défaillances ou le taux d'arrivée des produits deviennent plus élevés.

Conclusion générale et perspectives

Cette thèse s'appuie sur l'immunité biologique et le cadre méthodologique identifié dans (Darmoul et al., 2013) pour modéliser une architecture de pilotage distribué. Plus particulièrement, nous avons adapté ce cadre conceptuel à un contexte CPPS où les produits sont intelligents et actifs dans les processus décisionnels. Ainsi, nous avons étendu ce cadre méthodologique pour intégrer des aspects de distribution de connaissances et de décentralisation de décisions sur des produits intelligents pour améliorer la résilience opérationnelle dans les CPPS. L'objectif est de prendre en considération et gérer des perturbations de manière autonome, adaptative, et résiliente.

Nous avons présenté le contexte du travail de thèse dans le premier chapitre. Une analyse de la littérature sur les CPPS, la gestion des perturbations, et les concepts de résilience et résilience opérationnelle a été conduite. Différentes approches pour modéliser et prendre en compte des perturbations dans les systèmes de production ont été examinées. Cependant, ces approches sont encore limitées quant (1) à leur capacité à gérer les perturbations de manière exhaustive et générique, (2) aux exigences de modélisation des nombreuses facettes des attributs, contextes et impacts des perturbations et des risques, et (3) aux exigences de propagation des perturbations à travers les différents composants de CPPS, tout en étant à la fois compatibles et conformes aux normes industrielles émergentes et aux architectures de référence associées aux CPPS. Ensuite, les concepts de résilience et de résilience opérationnelle en particulier, ont été également investigués. Cette analyse nous a permis de recenser l'ensemble de besoins identifiés par rapport à la résilience opérationnelle. Les besoins identifiés sont relatifs (1) au manque de modèles quantitatifs pour intégrer, analyser, et évaluer la résilience opérationnelle dans les CPPS, (2) à l'intégration de la résilience opérationnelle dans la conception et le pilotage des CPPS. Par conséquent, nous avons mis en exergue la nécessité de développer et de concevoir des architectures de pilotage distribué adéquates et de nouveaux mécanismes décisionnels décentralisés. Nous avons mis également l'accent sur le besoin en matière de gestion et de structuration des connaissances. Ceci permet à contribuer à améliorer la résilience opérationnelle dans le pilotage des CPPS par la représentation, la collecte, le stockage, l'utilisation, et la réutilisation des connaissances explicites par les produits intelligents.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté les résultats de la revue de la littérature que nous avons conduite sur les architectures de pilotage distribuées et les mécanismes décisionnels décentralisés. L'objectif est d'examiner les principales approches existantes utilisées afin d'identifier leurs limites par rapport à la gestion des perturbations. Généralement, les mécanismes

décisionnels dans le pilotage distribué sont conçus pour répondre à un type particulier de perturbation ce qui limite l'aspect de généralité de ces mécanismes. De surcroît, les architectures présentées ne sont pas intégrées dans le sens où elles ne prennent pas tout le processus de gestion de perturbation. Et elles n'évoquent pas la notion de capitalisation des connaissances afin de faciliter leur réutilisation et accélérer la réponse et la réaction du système en présence de perturbations. Grâce à cet état de l'art, nous avons pu mettre en avant les avantages qu'offre l'approche de pilotage distribué à base des produits intelligents. Cette approche permet de doter les produits par des capacités décisionnelles pour gérer des perturbations et des risques opérationnels d'une manière réactive et adaptable au contexte du système de production. Finalement, nous avons passé en revue les principaux concepts, caractéristiques, et mécanismes de Système Immunitaire Biologique (BIS). Ce système a inspiré plusieurs applications immunitaires artificielles (SIA) comme un paradigme de l'intelligence artificielle. Généralement, malgré les nombreuses applications des SIA, nous constatons qu'il y a un manque des cadres méthodologiques dans le pilotage des systèmes. A notre connaissance, seul (Darmoul et al., 2013) qui a proposé un cadre conceptuel qui peut être utilisé pour soutenir la conception et le pilotage des systèmes de productions pour traiter les perturbations. Dans le troisième chapitre, nous nous sommes appuyés sur le cadre conceptuel développé par (Darmoul et al., 2013) afin d'adapter l'architecture ARTIMOS « *ARTificial Immune MOnitoring System* » pour mettre en place un pilotage distribué à base des produits intelligents et un modèle des connaissances relatives aux cas de perturbations pour contribuer à intégrer la résilience opérationnelle par les produits. Finalement, nous avons fait un focus sur les blocks de l'architecture qui ont été implémentés dans le cadre de la thèse.

Dans le quatrième chapitre, nous avons présenté une nouvelle approche PDC qui permet aux produits intelligents d'apprendre à prendre des décisions de pilotage pour réagir aux perturbations et maintenir ainsi la continuité des opérations. Le mécanisme de pilotage proposé est nommé A-AHP « *Augmented Analytic Hierarchy Process* », et augmenté par des règles expertes afin de remédier aux limites de l'AHP classique qui sont relatives aux contextes dynamiques dans un environnement perturbé. Le mécanisme proposé contribue à l'intégration et l'amélioration de la résilience opérationnelle par des produits intelligents.

Finalement, dans le cinquième chapitre, nous avons implémenté et validé l'approche proposée à l'aide de la simulation multi-agents d'un processus d'assemblage de la plateforme « S.MART » de l'Université Polytechnique Hauts-de-France de Valenciennes. Grâce à la modélisation de la dégradation des fonctionnalités des produits et des stations robotisées, nous avons évalué la performance de la prise de décision pendant et après la perturbation de type « panne machine ». Les

résultats montrent que l'AHP augmenté permet de mieux maintenir les performances du système à un niveau acceptable au moment de perturbation, en raison de ses caractéristiques dynamiques qui tirent pleinement parti de la flexibilité du système. Ainsi, nous avons mené une évaluation de performance globale sur un mois de simulation. Les différentes expérimentations réalisées et les résultats ont montré, que comparé à l'AHP standard et la stratégie inflexible, l'AHP augmenté est plus performant. Cependant, les résultats expérimentaux soulignent les limites de l'A-AHP car il devient moins compétitif dès que le taux de défaillances ou le taux d'arrivée des produits deviennent plus élevés.

Les contributions de ce travail peuvent être étendues de nombreuses façons.

- Par rapport à l'architecture ARTIMOS :
 - Premièrement, il serait intéressant d'instancier les autres blocs de l'architecture qui n'ont pas été réalisés dans le cadre de cette thèse. Plus particulièrement, le développement des mécanismes de l'intelligence artificielle pour tenir compte la propagation des perturbations dans le système. Les principes immunitaires biologique de théorie de danger pourraient être un guide d'inspiration pour le développement des mécanismes artificiels qui prennent en considération la propagation des perturbations et les risques opérationnels.
 - Deuxièmement, étant donné que l'objectif d'ARTIMOS est de profiter pleinement de la flexibilité du CPPS afin d'améliorer la réactivité et la réponse aux perturbations et aux risques opérationnels par la décentralisation des décisions de pilotage sur les produits intelligents. Une étude plus approfondie est nécessaire pour quantifier la performance de l'architecture en ce qui concerne l'optimisation globale par rapport à l'optimisation locale. Une telle étude permettrait de répondre aux limitations relatives à la myopie de l'architecture de pilotage distribuée. Ainsi, nous pourrions de s'inspirer de l'immunité biologique pour identifier d'autres composants et mécanismes immunitaires capables de prendre en compte la myopie (e.g., les ganglions lymphatiques).
 - Troisièmement, par rapport à la généricité et l'intégration de l'architecture ARTIMOS, il serait intéressant d'examiner l'application d'ARTIMOS sur d'autres horizons de décision, par exemple sur le moyen et long terme (e.g., perturbations à moyen et long terme) et à d'autres niveaux hiérarchiques comme le niveau de la planification ou la gestion de la chaîne logistique.

- Par rapport au modèle de connaissances proposé :
 - Premièrement, il serait intéressant d'utiliser la modélisation et la représentation des connaissances développées dans cette thèse pour constituer une documentation rationnelle, générique, et informatisée sur les perturbations et leurs risques associés. Cette documentation digitale serait facilement exploitable et réutilisable et elle permettrait de cerner les perturbations dans les CPPS, et renseigner les actions à prévoir en cas d'occurrence de telles perturbations.
 - Deuxièmement, cette documentation sur les perturbations pourrait être réutilisable en utilisant des mécanismes de l'intelligence artificielle tels que le raisonnement à base de cas « *Case Based Reasoning : CBR*. En effet, ce type de raisonnement serait utile pour rapprocher de nouvelles perturbations détectées avec des perturbations déjà rencontrées, identifier et anticiper les conséquences des perturbations, et activer la base de connaissances afin de restituer des réponses mémorisées.
- Par rapport au mécanisme décisionnel développé, quatre catégories d'améliorations peuvent être considérées :
 - Premièrement, par rapport au processus de l'A-AHP proposé, il serait intéressant d'enrichir l'A-AHP avec plus de critères et d'indicateurs, particulièrement liés à la durabilité, à l'environnement, et à l'efficacité énergétique.
 - Deuxièmement, des mécanismes de prise de décision en groupe peuvent être envisagés pour agréger les opinions et les préférences de plusieurs experts, atténuant ainsi la subjectivité des configurations fournies par un seul expert. La logique floue peut être utilisée comme une représentation alternative des seuils pour prendre en compte les incertitudes, les ambiguïtés et les différentes appréciations des valeurs numériques, en particulier lorsque de nombreux experts sont impliqués. Ces enrichissements peuvent être facilement intégrés, sans remettre en cause le mécanisme de décision en aval, ce qui montre une forme de généricité de l'approche proposée.
 - Troisièmement, d'autre technique de prise de décision multicritère pourrait être envisageable telles que TOPSIS « *Technique for the Order of Prioritisation by Similarity to Ideal Solution* », SMART « *Simple Multi-Attribute Rating Technique* », et PROMETHEE « *Preference Ranking Organization METHod for Enrichment of Evaluations* ».

- Finalement, par rapport à l'adaptabilité et l'évolutivité de mécanisme décisionnel par rapport à l'évolution des caractéristiques du système de production. Par exemple, les mécanismes « *Ripple Down Rules : RDR* » pourraient être envisagés pour améliorer l'adaptation des préférences basée sur les règles (Compton & Kang, 2021). Le raisonnement CBR mentionné ci-dessus permettrait une génération automatique de règles à partir des connaissances capturées, et apporterait donc un soutien supplémentaire aux experts du système de production pour définir et affiner les règles, tout en préservant leur position au cœur de la boucle de décision et des processus de pilotage. Enfin, l'apprentissage par renforcement peut être envisagé pour automatiser et affiner l'échelonnement des préférences entre les décisions.
- Par rapport la modélisation, l'intégration, et l'évaluation de la résilience opérationnelle :
 - Il serait intéressant de modéliser et d'évaluer la résilience opérationnelle de manière exhaustive et générique, à travers les couches multidimensionnelles et les niveaux hiérarchiques de CPPS en termes de compatibilité et conformité avec les normes industrielles et les architectures d'entreprise émergentes telle que RAMI 4.0 « *Reference Architectural Model Industrie 4.0* ».

Bibliographie

- Aickelin, U., Bentley, P., Cayzer, S., Kim, J., & McLeod, J. (2003). Danger theory: The link between AIS and IDS? *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2787, 147–155. https://doi.org/10.1007/978-3-540-45192-1_15
- Alkhateeb, F., Al-Khatib, R. M., & Doush, I. A. (2020). A survey for recent applications and variants of nature-inspired immune search algorithm. *International Journal of Computer Applications in Technology*, 63(4), 354–370. <https://doi.org/10.1504/IJCAT.2020.110417>
- Allen, J. H., & Davis, N. (2010). *Measuring Operational Resilience Using the CERT® Resilience Management Model*. Software Engineering Institute. <https://doi.org/10.1184/R1/6575426.v1>
- Allenby, B., & Fink, J. (2005). Toward inherently secure and resilient societies. *Science*, 309(5737), 1034–1036.
- Antons, O., & Arlinghaus, J. C. (2022). Distributing decision-making authority in manufacturing – review and roadmap for the factory of the future. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2057255>, 1–19.
- Arjomandi Rad, M., Stolt, R., & Elgh, F. (2020). System properties to address the change propagation in product realization. *Advances in Transdisciplinary Engineering*, 12, 343–352. <https://doi.org/10.3233/ATDE200093>
- Artigues, C., Billaut, J.-C., Cheref, A., Mebarki, N., & Yahouni, Z. (2016). Robust machine scheduling based on group of permutable jobs. In *Robustness Analysis in Decision Aiding, Optimization, and Analytics* (pp. 191–220). Springer.
- Attajer, A., Chaabane, S., Darmoul, S., Sallez, Y., & Riane, F. (2022). Evaluation of Operational Resilience in Cyber-Physical Production Systems : literature review. *IFAC-PapersOnLine*, 22–27.
- Attajer, A., Darmoul, S., Chaabane, S., Riane, F., & Sallez, Y. (2021). Benchmarking Simulation Software Capabilities Against Distributed Control Requirements: FlexSim vs AnyLogic. In T. Borangiu, D. Trentesaux, P. Leitão, O. Cardin, & S. Lamouri (Eds.), *SOHOMA 2020: Vol. SCI 952* (pp. 520–531). Springer Nature Switzerland AG 2021. https://doi.org/10.1007/978-3-030-69373-2_38

- Attajer, A., Darmoul, S., Chaabane, S., Sallez, Y., & Riane, F. (2022). An analytic hierarchy process augmented with expert rules for product driven control in cyber-physical manufacturing systems. *Computers in Industry*, *143*, 103742. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2022.103742>
- Attajer, A., Darmoul, S., Riane, F., & Bouras, A. (2019). Distributed Maintenance : A Literature Analysis and Classification. In IFAC (Ed.), *9th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control, MIM2019*. 9th IFAC Conference on Manufacturing Modelling, Management and Control, MIM2019.
- Aven, T. (2013). A conceptual framework for linking risk and the elements of the data-information-knowledge-wisdom (DIKW) hierarchy. *Reliability Engineering and System Safety*, *111*, 30–36. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2012.09.014>
- Aytug, H., Lawley, M. A., McKay, K., Mohan, S., & Uzsoy, R. (2005). Executing production schedules in the face of uncertainties: A review and some future directions. *European Journal of Operational Research*, *161*(1), 86–110. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2003.08.027>
- Bagchi, S., Aggarwal, V., Chaterji, S., Douglis, F., Gamal, A. El, Han, J., Henz, B. J., Hoffmann, H., Jana, S., Kulkarni, M., Lin, F. X., Marais, K., Mittal, P., Mou, S., Qiu, X., & Scutari, G. (2020). Vision Paper: Grand Challenges in Resilience: Autonomous System Resilience through Design and Runtime Measures. *IEEE Open Journal of the Computer Society*, *1*, 155–172. <https://doi.org/10.1109/OJCS.2020.3006807>
- Baheti, R., & Gill, H. (2011). Cyber-physical systems. *The Impact of Control Technology*, *12*(1), 161–166.
- Balchanos, M., Li, Y., & Mavris, D. (2012). Towards a method for assessing resilience of complex dynamical systems. *2012 5th International Symposium on Resilient Control Systems*, 155–160. <https://doi.org/10.1109/ISRCS.2012.6309310>
- Barbosa, J., Leitão, P., Adam, E., & Trentesaux, D. (2015). Dynamic self-organization in holonic multi-agent manufacturing systems: The ADACOR evolution. *Computers in Industry*, *66*, 99–111. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2014.10.011>
- Bayar, N., Darmoul, S., Hajri-gabouj, S., & Pierreval, H. (2015). *Engineering Applications of Artificial Intelligence Fault detection , diagnosis and recovery using Artificial Immune Systems : A review*. *46*, 43–57. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2015.08.006>
- Bayar, N., Darmoul, S., Hajri-Gabouj, S., & Pierreval, H. (2015). Fault detection, diagnosis and recovery using Artificial Immune Systems: A review. *Engineering Applications of Artificial*

Intelligence, 46, 43–57. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2015.08.006>

- Bayar, N., Darmoul, S., Hajri-Gabouj, S., & Pierreval, H. (2016). Using immune designed ontologies to monitor disruptions in manufacturing systems. *Computers in Industry*, 81, 67–81. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2015.09.004>
- Bayar, N., Hajri-Gabouj, S., & Darmoul, S. (2018). Knowledge-based disturbance propagation in manufacturing systems : A case study. *Proceedings of the 2nd International Conference on Advanced Systems and Electrical Technologies, IC_ASET'2018*.
- Bayar, N., Hajri-Gabouj, S., & Darmoul, S. (2019). Syntactic and semantic measures to evaluate similarity of risk scenarios in manufacturing systems. *Proceedings of International Conference on Advanced Systems and Emergent Technologies, IC_ASET 2019*, 332–337. <https://doi.org/10.1109/ASET.2019.8870979>
- Berdal, Q., Pacaux-Lemoine, M.-P., Bonte, T., Trentesaux, D., & Chauvin, C. (2020). A Benchmarking Platform for Human-Machine Cooperation in Cyber-Physical Manufacturing Systems. *Studies in Computational Intelligence*, 952, 313–326. https://doi.org/10.1007/978-3-030-69373-2_22
- Bertolini, M., Mezzogori, D., Neroni, M., & Zammori, F. (2021). Machine Learning for industrial applications: A comprehensive literature review. *Expert Systems with Applications*, 175(March 2020), 114820. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.114820>
- Boes, J., & Frédéric, M. (2017). Self-organizing multi-agent systems for the control of complex systems. *Journal of Systems and Software*, 134, 12–28.
- Bokrantz, J., Skoogh, A., Ylipää, T., & Stahre, J. (2016). Handling of production disturbances in the manufacturing industry. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 27(8), 1054–1075. <https://doi.org/10.1108/JMTM-02-2016-0023>
- Borangiu, T., Røileanu, S., Berger, T., & Trentesaux, D. (2015). Switching mode control strategy in manufacturing execution systems. *International Journal of Production Research*, 53(7), 1950–1963. <https://doi.org/10.1080/00207543.2014.935825>
- Breiter, S., & Arlinghaus, J. C. (2021). Disruption data collection in low-volume, complex product assembly. *IFAC-PapersOnLine*, 54(1), 80–85. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2021.08.009>
- Bromiley, P., McShane, M., Nair, A., & Rustambekov, E. (2015). Enterprise Risk Management: Review, Critique, and Research Directions. *Long Range Planning*, 48, 265–276. <https://doi.org/10.1016/j.lrp.2014.07.005>

- Bueno, A., Godinho Filho, M., & Frank, A. G. (2020). Smart production planning and control in the Industry 4.0 context: A systematic literature review. *Computers and Industrial Engineering*, 149(August), 106774. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106774>
- Burnet, M. (1959). Auto-immune disease: I. Modern immunological concepts. *British Medical Journal*, 2(5153), 645–650. <https://doi.org/10.1136/bmj.2.5153.645>
- Byrne, G., Dimitrov, D., Monostori, L., Teti, R., van Houten, F., & Wertheim, R. (2018). Biologicalisation: Biological transformation in manufacturing. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 21, 1–32. <https://doi.org/10.1016/j.cirpj.2018.03.003>
- Cai, Q., Tang, D., Zhu, H., & Zhou, J. (2018). Research on key technologies for immune monitoring of intelligent manufacturing system. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 94(5–8), 1607–1621. <https://doi.org/10.1007/s00170-016-9784-9>
- Caputo, A. C., Pelagagge, P. M., & Salini, P. (2019). A methodology to estimate resilience of manufacturing plants. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13), 808–813. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.229>
- Cardin, O. (2019). Classification of cyber-physical production systems applications: Proposition of an analysis framework. *Computers in Industry*, 104, 11–21.
- Cardin, O., Derigent, W., & Trentesaux, D. (2018). Evolution of holonic control architectures towards Industry 4.0: A short overview. *IFAC-PapersOnLine*, 51(11), 1243–1248. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.08.420>
- Cardin, O., Derigent, W., & Trentesaux, D. (2022). *Digitalization and Control of Industrial Cyber-Physical Systems: Concepts, Technologies and Applications*. John Wiley & Sons.
- Cardin, O., Ounnar, F., Thomas, A., & Trentesaux, D. (2016). Future industrial systems: best practices of the intelligent manufacturing and services systems (IMS2) French Research Group. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 13(2), 704–713.
- Cardin, O., Trentesaux, D., Thomas, A., Castagna, P., Berger, T., & Bril El-Haouzi, H. (2017). Coupling predictive scheduling and reactive control in manufacturing hybrid control architectures: state of the art and future challenges. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 28(7), 1503–1517. <https://doi.org/10.1007/s10845-015-1139-0>
- Cauvin, A. C. A., Ferrarini, A. F. A., & Tranvouez, E. T. E. (2009). Disruption management in distributed enterprises: A multi-agent modelling and simulation of cooperative recovery behaviours. *International Journal of Production Economics*, 122(1), 429–439.

- Cengarle, M., Bensalem, S., McDermid, J., Passerone, R., Sangiovanni-Vincetelli, A., & Tornigren, M. (2013). Characteristics, capabilities, potential applications of Cyber-Physical Systems: a preliminary analysis. *Project Deliverable D, 2*.
- Chaabane, S., & Trentesaux, D. (2019). Coping with disruptions in complex systems: A framework. *IFAC-PapersOnLine*, 52(13), 2413–2418. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.568>
- Chelly Dagdia, Z., Avdeyev, P., & Bayzid, M. S. (2021). Biological computation and computational biology: survey, challenges, and discussion. *Artificial Intelligence Review*. <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09951-1>
- Chelly, Z., & Elouedi, Z. (2016). A survey of the dendritic cell algorithm. *Knowledge and Information Systems*, 48(3), 505–535. <https://doi.org/10.1007/s10115-015-0891-y>
- Chen, X. W., & Nof, S. Y. (2012). Agent-based error prevention algorithms. *Expert Systems with Applications*, 39(1), 280–287. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.07.018>
- Chirn, J. L., & McFarlane, D. C. (2000). A holonic component-based approach to reconfigurable manufacturing control architecture. *Proceedings - International Workshop on Database and Expert Systems Applications, DEXA, 2000-Janua*, 219–223. <https://doi.org/10.1109/DEXA.2000.875030>
- Colombo, E. F., Cascini, G., & De Weck, O. L. (2016). Classification of Change-Related Ilities Based on a Literature Review of Engineering Changes. *Journal of Integrated Design and Process Science*, 20(4), 3–23. <https://doi.org/10.3233/jid-2016-0019>
- Compton, P., & Kang, B. H. (2021). *Ripple-down Rules: The Alternative to Machine Learning*. CRC Press.
- Corus, D., Oliveto, P. S., & Yazdani, D. (2018). Fast artificial immune systems. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 11102 LNCS, 67–78. https://doi.org/10.1007/978-3-319-99259-4_6
- Darmoul, S., Pierreval, H., & Hajri-Gabouj, S. (2013). Handling disruptions in manufacturing systems: An immune perspective. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(1), 110–121. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2012.09.021>
- Darmoul, S., Pierreval, H., & Hajri-Gabouj, S. (2013). Handling disruptions in manufacturing systems: An immune perspective. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(1), 110–121. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2012.09.021>
- Dasgupta, D., Yu, S., & Nino, F. (2011). Recent Advances in Artificial Immune Systems: Models and

Applications. *Applied Soft Computing*, 11(2), 1574–1587.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.asoc.2010.08.024>

De Castro, L. N., & Timmis, J. (2002). *Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach*. Springer Science & Business Media.

Derigent, W., Cardin, O., & Trentesaux, D. (2020). Industry 4.0: contributions of holonic manufacturing control architectures and future challenges. *Journal of Intelligent Manufacturing*.
<https://doi.org/10.1007/s10845-020-01532-x>

Derigent, W., Mcfarlane, D., & El-haouzi, H. B. (2020). Intelligent products through a SOHOMA prism. In T. Borangiu, D. Trentesaux, P. Leitão, O. Cardin, & S. Lamouri (Eds.), *Service Oriented, Holonic and Multi-Agent Manufacturing Systems for Industry of the Future, SOHOMA 2020*. (Vol. 952, pp. 367–384). Springer, Cham. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-030-69373-2_26

Derigent, W., Voisin, A., Thomas, A., Kubler, S., & Robert, J. (2017). Application of measurement-based AHP to product-driven system control. *Studies in Computational Intelligence*, 694, 249–258. https://doi.org/10.1007/978-3-319-51100-9_22

Dilts, D. M., Boyd, N. P., & Whorms, H. H. (1991). The evolution of control architectures for automated manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 10(1), 79–93.
[https://doi.org/10.1016/0278-6125\(91\)90049-8](https://doi.org/10.1016/0278-6125(91)90049-8)

Dinh, L. T. T., Pasman, H., Gao, X., & Mannan, M. S. (2012). Resilience engineering of industrial processes: Principles and contributing factors. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 25(2), 233–241. <https://doi.org/10.1016/j.jlp.2011.09.003>

Dipankar Dasgupta. (1998). Artificial Immune Systems and their Applications. In Springer (Ed.), *Artificial Immune Systems and their Applications* (Springer).

Dipankar Dasgupta. (2006). Advances in artificial immune systems. *IEEE Comput, Intell. Ma*(2), 40–49. <https://doi.org/10.1007/s12065-011-0058-z>

Duan, J., & Wang, J. (2022). Robust scheduling for flexible machining job shop subject to machine breakdowns and new job arrivals considering system reusability and task recurrence. *Expert Systems with Applications*, 203(March), 117489. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117489>

Echsler Minguillon, F., & Stricker, N. (2020). Robust predictive–reactive scheduling and its effect on machine disturbance mitigation. *CIRP Annals*, 69(1), 401–404.
<https://doi.org/10.1016/j.cirp.2020.03.019>

- Ehrgott, M., Figueira, J., & Greco, S. (2005). *Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys*. Springer.
- Eirinakis, P., Kasapidis, G., Mourtos, I., Repoussis, P., & Zampou, E. (2021). Situation-aware manufacturing systems for capturing and handling disruptions. *Journal of Manufacturing Systems*, 58(PA), 365–383. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.12.014>
- Esmaeilian, B., Behdad, S., & Wang, B. (2016). The evolution and future of manufacturing: A review. *Journal of Manufacturing Systems*, 39, 79–100. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2016.03.001>
- Essuman, D., Boso, N., & Annan, J. (2020). Operational resilience, disruption, and efficiency: Conceptual and empirical analyses. *International Journal of Production Economics*, 229(April), 107762. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2020.107762>
- Esteso, A., Peidro, D., Mula, J., & Díaz-Madroñero, M. (2022). Reinforcement learning applied to production planning and control. *International Journal of Production Research*. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2104180>
- FAN You-Ping CHAI Yi, Zhou Xin, H. X.-Y. (2003). Reconfiguration of Fault Diagnosis Multi-agent Based on Cell Immune Response Theory. *Acta Simulata Systematica Sinica*, 15, 50–55. http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTotol-XTFZ200301014.htm
- Farid, A. M. (2015). Static Resilience of Large Flexible Engineering Systems: Axiomatic Design Model and Measures. *IEEE Systems Journal*, 11(4), 2006–2017. <https://doi.org/10.1109/JSYST.2015.2428284>
- Fasanotti, L., Cavalieri, S., Dovere, E., Gaiardelli, P., & Pereira, C. E. (2018). An artificial immune intelligent maintenance system for distributed industrial environments. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 232(4), 401–414. <https://doi.org/10.1177/1748006X18769208>
- Fernandez-Viagas, V., & Framinan, J. M. (2022). Exploring the benefits of scheduling with advanced and real-time information integration in Industry 4.0: A computational study. *Journal of Industrial Information Integration*, 27(August 2021), 100281. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100281>
- Ferreira, C., Figueira, G., & Amorim, P. (2021). *Effective and interpretable dispatching rules for dynamic job shops via guided empirical learning*. 1–30. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2022.102643>
- Galaske, N., & Anderl, R. (2016). Disruption Management for Resilient Processes in Cyber-physical

- Production Systems. *Procedia CIRP*, 50, 442–447. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2016.04.144>
- Giret, A., Trentesaux, D., Salido, M. A., Garcia, E., & Adam, E. (2017). A holonic multi-agent methodology to design sustainable intelligent manufacturing control systems. *Journal of Cleaner Production*, 167, 1370–1386. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.03.079>
- Grundstein, S., Schukraft, S., Görges, M., & Scholz-Reiter, B. (2013). Interlinking central production planning with autonomous production control. *Advances in Production, Automation and Transportation Systems*, 326–332.
- Gu, X., Jin, X., Ni, J., & Koren, Y. (2015). Manufacturing system design for resilience. *Procedia CIRP*, 36, 135–140. <https://doi.org/10.1016/j.procir.2015.02.075>
- Haimes, Y. Y. (2009). On the definition of resilience in systems. *Risk Analysis: An International Journal*, 29(4), 498–501.
- Ho, W., & Ma, X. (2018). The state-of-the-art integrations and applications of the analytic hierarchy process. *European Journal of Operational Research*, 267(2), 399–414. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.09.007>
- Hofmeyr, S. A. (2000). An interpretative introduction to the immune system. *Design Principles for the Immune System and Other Distributed Autonomous Systems*, 3, 3–26–3–26. <http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:An+Interpretative+Introduction+to+the+Immune+System#0>
- Hollnagel, E., Woods, D. D., & Leveson, N. (2006). *Resilience engineering: Concepts and precepts*. Ashgate Publishing, Ltd.
- Hosseini, S., Barker, K., & Ramirez-Marquez, J. E. (2016). A review of definitions and measures of system resilience. *Reliability Engineering and System Safety*, 145, 47–61. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2015.08.006>
- Hosseini, S., Ivanov, D., & Dolgui, A. (2019). Review of quantitative methods for supply chain resilience analysis. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 125(March), 285–307. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2019.03.001>
- Hu, Y., Li, J., & Holloway, L. E. (2013). Resilient control for serial manufacturing networks with advance notice of disruptions. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part A: Systems and Humans*, 43(1), 98–114. <https://doi.org/10.1109/TSMCA.2012.2189879>
- Isermann, R. (2006). *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*. Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.

- Ivanov, D., Dolgui, A., Sokolov, B., & Ivanova, M. (2016). Disruptions in supply chains and recovery policies: state-of-the art review. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12), 1436–1441. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.07.773>
- Jaskó, S., Skrop, A., Holczinger, T., Chován, T., & Abonyi, J. (2020). Development of manufacturing execution systems in accordance with Industry 4.0 requirements: A review of standard- and ontology-based methodologies and tools. *Computers in Industry*, 123. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103300>
- Jerne, N. K. (1973). THE IMMUNE SYSTEM. In *Scientific American* (Vol. 229, pp. 52–63). Scientific American, a division of Nature America, Inc. <https://doi.org/10.2307/24923147>
- Kaya, O., & Bergsjö, D. (2018). Learning from digital disturbance management in an integrated product development and production flow. *International Journal of Product Lifecycle Management*, 11(4), 295–325. <https://doi.org/10.1504/IJPLM.2018.097867>
- Khaira, A., & Dwivedi, R. K. (2018). A State of the Art Review of Analytical Hierarchy Process. *Materials Today: Proceedings*, 5(2), 4029–4035. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2017.11.663>
- Khalid, A., Khan, Z. H., Idrees, M., Kirisci, P., Ghrairi, Z., Thoben, K. D., & Pannek, J. (2021). Understanding vulnerabilities in cyber physical production systems. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2021.1992656>
- Khoo, L. P., & Alisantoso, D. (2003). Line balancing of PCB assembly line using immune algorithms. *Engineering with Computers*, 19(2–3), 92–100. <https://doi.org/10.1007/s00366-003-0256-0>
- Kim, J., Bentley, P. J., Aickelin, U., Greensmith, J., Tedesco, G., & Twycross, J. (2007). Immune system approaches to intrusion detection - A review. *Natural Computing*, 6(4), 413–466. <https://doi.org/10.1007/s11047-006-9026-4>
- Kindt, T. J., Goldsby, R. A., Osborne, B. A., & Kuby, J. (2007). *Kuby immunology*. Macmillan.
- Knüppel, K., Meyer, G., & Nyhuis, P. (2014). A Universal Approach to Categorize Failures in Production. 8(2), 240–243.
- Knüppel, K., & Nikitin, I. (2014). Target-based evaluation of disturbances in production systems. *Advanced Materials Research*, 1018, 589–596. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.1018.589>
- Koestler, A. (1969). *Holons and Hierarchy of Arthur Koestler*.
- Kovalenko, I., Tilbury, D., & Barton, K. (2019). The model-based product agent: A control oriented

- architecture for intelligent products in multi-agent manufacturing systems. *Control Engineering Practice*, 86(March), 105–117. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2019.03.009>
- Krothapalli, N. K. C., & Deshmukh, A. V. (1999). Design of negotiation protocols for multi-agent manufacturing systems. *International Journal of Production Research*, 37(7), 1601–1624. <https://doi.org/10.1080/002075499191157>
- Lamine, E., Thabet, R., Sienou, A., Bork, D., Fontanili, F., & Pingaud, H. (2020). BPRIM: An integrated framework for business process management and risk management. *Computers in Industry*, 117, 103199. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103199>
- Laurentys, C. A., Ronacher, G., Palhares, R. M., & Caminhas, W. M. (2010). Design of an Artificial Immune System for fault detection: A Negative Selection Approach. *Expert Systems with Applications*, 37(7), 5507–5513. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.02.004>
- Lee, E. A. (2006). Cyber-physical systems-are computing foundations adequate. *Position Paper for NSF Workshop on Cyber-Physical Systems: Research Motivation, Techniques and Roadmap*, 2, 1–9.
- Lei, Y., Yang, B., Jiang, X., Jia, F., Li, N., & Nandi, A. K. (2020). Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 138, 106587. <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2019.106587>
- Leitão, P. (2009). Agent-based distributed manufacturing control: A state-of-the-art survey. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(7), 979–991. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2008.09.005>
- Leitão, P., Mařík, V., & Vrba, P. (2013). Past, present, and future of industrial agent applications. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 9(4), 2360–2372. <https://doi.org/10.1109/TII.2012.2222034>
- Leitão, P., & Restivo, F. (2006). ADACOR: A holonic architecture for agile and adaptive manufacturing control. *Computers in Industry*, 57(2), 121–130. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2005.05.005>
- Lenz, J., MacDonald, E., Harik, R., & Wuest, T. (2020). Optimizing smart manufacturing systems by extending the smart products paradigm to the beginning of life. *Journal of Manufacturing Systems*, 57(July), 274–286. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.10.001>
- Li, Y., Carabelli, S., Fadda, E., Manerba, D., Tadei, R., & Terzo, O. (2019). *Integration of Machine Learning and Optimization Techniques for Flexible Job-Shop Rescheduling in Industry 4.0*.

November. <https://www.openplast.it/>

- Lima, F. P. A., Lopes, M. L. M., Lotufo, A. D. P., & Minussi, C. R. (2016). An artificial immune system with continuous-learning for voltage disturbance diagnosis in electrical distribution systems. *Expert Systems with Applications*, 56, 131–142. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2016.03.010>
- Linkov, I., Trump, B. D., & Hynes, W. (2019). Resilience-based strategies and policies to address systemic risks. *Organisation for Economic Co-Operation and Development. SG/NAEC (2019)*, 5.
- Liu S, H. W. et al. (2004). FAULT DETECTION APPROACH BASEDON IMMUNE MECHANISM FOR GASVALVES OF RECIPROCATING COMPRESSORS. *Chinese Journal Of Mechanical Engineering*, 40(7), 156–160. http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTotol-JXXB200407031.htm
- Mack, O., Khare, A., Krämer, A., & Burgartz, T. (2015). Managing in a VUCA world. In O. Mack, A. Khare, A. Krämer, & T. Burgartz (Eds.), *Managing in a VUCA World*. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-16889-0>
- Mackay, C. R. (1993). *Immunological Memory* (F. J. Dixon (ed.); Vol. 53, pp. 217–265). Academic Press. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0065-2776\(08\)60501-5](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0065-2776(08)60501-5)
- Mateo, J. R. S. C. (2012). Multi-criteria analysis. In *Multi criteria analysis in the renewable energy industry* (pp. 7–10). Springer.
- Matzinger, P. (1998). An innate sense of danger. *Seminars in IMMUNOLOGY*, 10, 399–415.
- Mazali, T. (2018). From industry 4.0 to society 4.0, there and back. *Ai & Society*, 33(3), 405–411.
- McFarlane, D., Giannikas, V., Wong, A. C. Y., & Harrison, M. (2013). Product intelligence in industrial control: Theory and practice. *Annual Reviews in Control*, 37(1), 69–88. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2013.03.003>
- McFarlane, D., Srinivasan, R., Puchkova, A., Thorne, A., & Brintrup, A. (2018). A Maturity Framework for Operational Resilience and Its Application to Production Control. *Studies in Computational Intelligence*, 762, 51–62. https://doi.org/10.1007/978-3-319-73751-5_5
- Meyer, G. G., Framling, K., & Holmstrom, J. (2009). Intelligent Products : A survey. *Computers in Industry*, 60, 137–148. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2008.12.005>
- Mihalache, S. F., Pricop, E., & Fattahi, J. (2019). Resilience Enhancement of Cyber-Physical

- Systems: A Review. In *Power Systems Resilience* (pp. 269–287). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-94442-5>
- Moghaddam, M., & Deshmukh, A. (2019). Resilience of cyber-physical manufacturing control systems. *Manufacturing Letters*, 20, 40–44. <https://doi.org/10.1016/j.mfglet.2019.05.002>
- Monostori, L. (2014). Cyber-physical production systems: Roots, expectations and R&D challenges. *Procedia Cirp*, 17, 9–13.
- Monostori, L., Kádár, B., Bauernhansl, T., Kondoh, S., Kumara, S., Reinhart, G., Sauer, O., Schuh, G., Sihn, W., & Ueda, K. (2016). Cyber-physical systems in manufacturing. *CIRP Annals*, 65(2), 621–641. <https://doi.org/10.1016/j.cirp.2016.06.005>
- Nakagawa, E. Y., Antonino, P. O., Schnicke, F., Capilla, R., Kuhn, T., & Liggesmeyer, P. (2021). Industry 4.0 Reference Architectures: State of the Art and Future Trends. *Computers & Industrial Engineering*, 156, 107241. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107241>
- Napoleone, A., Macchi, M., & Pozzetti, A. (2020). A review on the characteristics of cyber-physical systems for the future smart factories. *Journal of Manufacturing Systems*, 54(December 2019), 305–335. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2020.01.007>
- Nazarenko, A. A., Sarraipa, J., Camarinha-Matos, L. M., Grunewald, C., Dorchain, M., & Jardim-Goncalves, R. (2021). Analysis of relevant standards for industrial systems to support zero defects manufacturing process. *Journal of Industrial Information Integration*, 23(March), 100214. <https://doi.org/10.1016/j.jii.2021.100214>
- Nguyen, W. P. V., & Nof, S. Y. (2019). Collaborative response to disruption propagation (CRDP) in cyber-physical systems and complex networks. *Decision Support Systems*, 117, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2018.11.005>
- Noëlle Genetet. (2002). Immunologie 4e édition. *Editions Médicales Internationales*, 2-740-0528–9, 428, 132, 118.
- Omkar, S. N., Khandelwal, R., Yathindra, S., Narayana Naik, G., & Gopalakrishnan, S. (2008). Artificial immune system for multi-objective design optimization of composite structures. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 21(8), 1416–1429. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2008.01.002>
- Ounnar, F., & Ladet, P. (2004). Consideration of machine breakdown in the control of flexible production systems. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 17(1), 69–82. <https://doi.org/10.1080/0951192031000078194>

- Ounnar, F., & Pujo, P. (2012). Pull control for job shop: Holonic manufacturing system approach using multicriteria decision-making. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23(1), 141–153. <https://doi.org/10.1007/s10845-009-0288-4>
- Pach, C., Berger, T., Bonte, T., & Trentesaux, D. (2014). ORCA-FMS: A dynamic architecture for the optimized and reactive control of flexible manufacturing scheduling. *Computers in Industry*, 65(4), 706–720. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2014.02.005>
- Panetto, H., Iung, B., Ivanov, D., Weichhart, G., & Wang, X. (2019). Challenges for the cyber-physical manufacturing enterprises of the future. *Annual Reviews in Control*, 47, 200–213. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2019.02.002>
- Panzer, M., & Bender, B. (2022). Deep reinforcement learning in production systems: a systematic literature review. *International Journal of Production Research*, 60(13), 4316–4341. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.1973138>
- Parente, M., Figueira, G., Amorim, P., & Marques, A. (2020). Production scheduling in the context of Industry 4.0: review and trends. *International Journal of Production Research*, 58(17), 5401–5431. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1718794>
- Parrend, P., Guigou, F., Navarro, J., Deruyver, A., & Collet, P. (2019). For a refoundation of Artificial Immune System research: AIS is a Design Pattern. *Proceedings of the 2018 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, SSCI 2018*, 1122–1129. <https://doi.org/10.1109/SSCI.2018.8628868>
- Patriarca, R., Bergström, J., Di Gravio, G., & Costantino, F. (2018). Resilience engineering: Current status of the research and future challenges. *Safety Science*, 102(December 2016), 79–100. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2017.10.005>
- Powell, D., Magnanini, M. C., Colledani, M., & Myklebust, O. (2022). Advancing zero defect manufacturing: A state-of-the-art perspective and future research directions. *Computers in Industry*, 136, 103596. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103596>
- Pujo, P., Broissin, N., & Ounnar, F. (2009). PROSIS: An isoarchic structure for HMS control. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(7), 1034–1045. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2009.01.011>
- Pujo, P., & Kieffer, J. (2002). *Fondements du pilotage des systèmes de production*. Hermès; s Science.
- Raza, A., & Fernandez, B. R. (2015). Immuno-inspired robotic applications: A review. *Applied Soft Computing*, 37, 490–505. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2015.08.050>

- Righi, A. W., Saurin, T. A., & Wachs, P. (2015). A systematic literature review of resilience engineering: Research areas and a research agenda proposal. In *Reliability Engineering and System Safety* (Vol. 141). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.res.2015.03.007>
- Romero, D., & Vernadat, F. (2016). Enterprise information systems state of the art: Past, present and future trends. *Computers in Industry*, 79(2015), 3–13. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2016.03.001>
- Saaty, T. L. (1994). How to Make a Decision: The Analytic Hierarchy Process. *Interfaces*, 24(6), 19_43. <https://doi.org/10.1287/inte.24.6.19>
- Sadanand, S. (2009). Immunobiology: A Short Course. In *The Yale Journal of Biology and Medicine* (Vol. 82, Issue 4).
- Sallez, Y. (2012). *Produit “actif” tout au long de son cycle de vie*. <http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00768771/>
- Sallez, Y. (2014). Proposition of an Analysis Framework to Describe the “Activeness” of a Product during Its Life Cycle Part I: Motivations and Modelling. In T. Borangiu, D. Trentesaux, & A. Thomas (Eds.), *Studies in Computational Intelligence* (Vol. 544, pp. 257–270). Springer International Publishing Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-319-04735-5_17
- Sallez, Y., Berger, T., Deneux, D., & Trentesaux, D. (2010). The lifecycle of active and intelligent products: The augmentation concept. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 23(10), 905–924. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2010.490275>
- Satheesh Kumar, R. M., Asokan, P., & Kumanan, S. (2009). Artificial immune system-based algorithm for the unidirectional loop layout problem in a flexible manufacturing system. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 40(5–6), 553–565. <https://doi.org/10.1007/s00170-008-1375-y>
- Schattka, M., Puchkova, A., & McFarlane, D. (2016). Framework for Simulation-based Performance Assessment and Resilience Improvement. *IFAC-PapersOnLine*, 49(12), 289–294. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.07.619>
- Shen, W. (2019). *Multi-Agent Systems for Concurrent Intelligent Design and Manufacturing*. CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9780429182112>
- Shen, W., Hao, Q., Yoon, H. J., & Norrie, D. H. (2006). Applications of agent-based systems in intelligent manufacturing: An updated review. *Advanced Engineering Informatics*, 20(4), 415–431. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2006.05.004>

- Silva, G. C., & Dasgupta, D. (2016). A Survey of Recent Works in Artificial Immune Systems. In *Handbook on Computational Intelligence* (pp. 547–586). https://doi.org/10.1142/9789814675017_0015
- Srinivasan, R., McFarlane, D., & Thorne, A. (2016). Identifying the requirements for resilient production control systems. *Studies in Computational Intelligence*, 640, 125–134. https://doi.org/10.1007/978-3-319-30337-6_12
- Suh, S. C., Tanik, U. J., Carbone, J. N., & Eroglu, A. (2014). *Applied Cyber-Physical Systems*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7336-7-11>
- Thomas, A., Trentesaux, D., & Valckenaers, P. (2012). Intelligent distributed production control. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 23(6), 2507–2512. <https://doi.org/10.1007/s10845-011-0601-x>
- Trentesaux, D. (2009). Distributed control of production systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(7), 971–978. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2009.05.001>
- Trentesaux, D., Dindeleux, R., & Tahon, C. (1998). A multicriteria decision support system for dynamic task allocation in a distributed production activity control structure. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 11(1), 3–17. <https://doi.org/10.1080/095119298130930>
- Trentesaux, D., Pach, C., Bekrar, A., Sallez, Y., Berger, T., Bonte, T., Leitão, P., & Barbosa, J. (2013). Benchmarking flexible job-shop scheduling and control systems. *Control Engineering Practice*, 21(9), 1204–1225. <https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2013.05.004>
- Trentesaux, D., & Thomas, A. (2013). Product-Driven Control: Concept, Literature Review and Future Trends. In T. Borangiu, A. Thomas, & D. Trentesaux (Eds.), *Service Orientation in Holonic and Multi Agent Manufacturing and Robotics* (Vol. 472, pp. 135–150). Springer Berlin Heidelberg. <https://doi.org/10.1007/978-3-642-35852-4>
- Trojanowski, K., & Wierzchon, S. T. (2009). Immune-based algorithms for dynamic optimization. *Information Sciences*, 179(10), 1495–1515. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2008.11.014>
- Twycross, J., & Aickelin, U. (2005). Towards a conceptual framework for innate immunity. *International Conference on Artificial Immune Systems*, 112–125.
- Ulutaş, B. H., & Kulturel-Konak, S. (2011). A review of clonal selection algorithm and its applications. *Artificial Intelligence Review*, 36(2), 117–138. <https://doi.org/10.1007/s10462-011-9206-1>

- Valckenaers, P. (2020). Perspective on holonic manufacturing systems: PROSA becomes ARTI. *Computers in Industry*, 120, 103226. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103226>
- Van Brussel, H., Wyns, J., Valckenaers, P., Bongaerts, L., & Peeters, P. (1998). Reference architecture for holonic manufacturing systems: PROSA. *Computers in Industry*, 37(3), 255–274. [https://doi.org/10.1016/S0166-3615\(98\)00102-X](https://doi.org/10.1016/S0166-3615(98)00102-X)
- Vernadat, F. (2020). Enterprise modelling: Research review and outlook. *Computers in Industry*, 122. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2020.103265>
- Vugrin, E. D., Warren, D. E., Ehlen, M. A., & Camphouse, R. C. (2010). A framework for assessing the resilience of infrastructure and economic systems. In *Sustainable and resilient critical infrastructure systems* (pp. 77–116). Springer.
- Walters, E. (2017). Understanding the Basics An Introduction to the ArchiMate® Modeling Language, Version 3.0.1. In *Open Group White Paper* (Issue April). The Open Group.
- Wang, L., Törngren, M., & Onori, M. (2015). Current status and advancement of cyber-physical systems in manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 37, 517–527. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2015.04.008>
- Wang, X., Zhang, L., Lin, T., Zhao, C., Wang, K., & Chen, Z. (2022). Solving job scheduling problems in a resource preemption environment with multi-agent reinforcement learning. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 77(March), 102324. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102324>
- Wied, M., Oehmen, J., & Welo, T. (2020). Conceptualizing resilience in engineering systems: An analysis of the literature. *Systems Engineering*, 23(1), 3–13. <https://doi.org/10.1002/sys.21491>
- Wu, K. (2014). *A Unified View on Planning , Scheduling and Dispatching in Production Systems*. <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arXiv.1407.2709>
- Wu, X., Goepp, V., & Siadat, A. (2020). Concept and engineering development of cyber physical production systems : a systematic literature review. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 111, 243–261. <https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00170-020-06110-2>
- Wuest, T., Schmidt, T., Wei, W., & Romero, D. (2018). Towards (pro-) active intelligent products. *International Journal of Product Lifecycle Management*, 11(2), 154–189.
- Xia, T., Dong, Y., Xiao, L., Du, S., Pan, E., & Xi, L. (2018). Recent advances in prognostics and health management for advanced manufacturing paradigms. *Reliability Engineering & System*

Safety, 178, 255–268. <https://doi.org/10.1016/J.RESS.2018.06.021>

Youn, B. D., Hu, C., Wang, P., & Yoon, J. (2011). Resilience allocation for resilient engineered system design. *Journal of Institute of Control, Robotics and Systems*, 17(11), 1082–1089. <https://doi.org/10.5302/J.ICROS.2011.17.11.1082>

ZHANG Xiao-yang, S. Y. (2005). Health Evaluation and Monitoring of Complex System Based on Biological Immune Mechanism. *Acta Simulata Systematica Sinica*, 17, 1212–1215. http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTotat-XTFZ200505049.htm

Annexes

Annexe A1. Routages préétablis des produits et allocation des services sur les ressources (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

	“B” product			“E” product			“L” product			“T” product		
	Service	Ass. Res. (ST)	Alt. Res. (ST)	Service	Ass. Res. (ST)	Alt. Res. (ST)	Service	Ass. Res. (ST)	Alt. Res. (ST)	Service	Ass. Res. (ST)	Alt. Res. (ST)
1	Loading	R_1 (15)	–	Loading	R_1 (15)	–	Loading	R_1 (15)	–	Loading	R_1 (15)	–
2	Axis mounting	R_2 (5)	R_3 (5)	Axis mounting	R_2 (5)	R_3 (5)	Axis mounting	R_2 (5)	R_3 (5)	Axis mounting	R_2 (5)	R_3 (5)
3	r_comp mounting	R_3 (5)	R_2 (5)	r_comp mounting	R_3 (5)	R_2 (5)	I_comp mounting	R_4 (5)	R_2 (5)	r_comp mounting	R_3 (5)	R_2 (5)
4	I_comp mounting	R_4 (5)	R_2 (5)	L_comp mounting	R_4 (5)	R_2 (5)	Screw_comp mounting	R_2 (5)	R_4 (5)	L_comp mounting	R_4 (5)	R_2 (5)
5	Screw_comp mounting	R_2 (5)	R_4 (5)	Inspection	R_5 (20)	–	Inspection	R_5 (20)	–	Inspection	R_5 (20)	–
6	Inspection	R_5 (20)	–	Unloading	R_1 (15)	–	Unloading	R_1 (15)	–	Unloading	R_1 (15)	–
7	Unloading	R_1 (15)	–									

Legend:

Ass. Res. (ST): Assigned resource and Service Time (ST) in seconds - Alt. Res. (ST): Alternative resources and Service Time (ST) in seconds

Annexe A2. Règles expertes liées au critère de coût C_1 (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

	Decision D_1			Decision D_2			Decision D_3		
	RuleId	Condition	Statement	RuleId	Condition	Statement	RuleId	Condition	Statement
Decision D_1	1			R_{C_1-1}	$0 < (F_{C_1-D_1-D_2} = LC + PC_{Rof D_2} - PC_{Rof D_1}) \leq MinThreshold_{C_1}$	$D_1 \xrightarrow{3} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_1$	R_{C_1-7}	$0 < (F_{C_1-D_1-D_3} = CSRL - PC_{Rof D_1}) \leq MinThreshold_{C_1}$	$D_1 \xrightarrow{3} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_1$
				R_{C_1-2}	$MinThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_1-D_2} \leq MaxThreshold_{C_1}$	$D_1 \xrightarrow{5} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_1$	R_{C_1-8}	$MinThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_1-D_3} \leq MaxThreshold_{C_1}$	$D_1 \xrightarrow{5} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_1$
				R_{C_1-3}	$MaxThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_1-D_2}$	$D_1 \xrightarrow{7} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_1$	R_{C_1-9}	$MaxThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_1-D_3}$	$D_1 \xrightarrow{7} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_1$
Decision D_2	R_{C_1-4}	$0 < (F_{C_1-D_2-D_1} = -F_{C_1-D_1-D_2}) \leq MinThreshold_{C_1}$	$D_2 \xrightarrow{3} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_2$	1			R_{C_1-13}	$0 < (F_{C_1-D_2-D_3} = CSRL - PC_{Rof D_2}) \leq MinThreshold_{C_1}$	$D_2 \xrightarrow{3} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_2$
	R_{C_1-5}	$MinThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_2-D_1} \leq MaxThreshold_{C_1}$	$D_2 \xrightarrow{5} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_2$				R_{C_1-14}	$MinThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_2-D_3} \leq MaxThreshold_{C_1}$	$D_2 \xrightarrow{5} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_2$
	R_{C_1-6}	$MaxThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_2-D_1}$	$D_2 \xrightarrow{7} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_2$				R_{C_1-15}	$MaxThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_2-D_3}$	$D_2 \xrightarrow{7} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_2$
Decision D_3	R_{C_1-10}	$0 < (F_{C_1-D_3-D_1} = -F_{C_1-D_1-D_3}) \leq MinThreshold_{C_1}$	$D_3 \xrightarrow{3} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_3$	R_{C_1-16}	$0 < (F_{C_1-D_3-D_2} = -F_{C_1-D_2-D_3}) \leq MinThreshold_{C_1}$	$D_3 \xrightarrow{3} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_3$	1		
	R_{C_1-11}	$MinThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_3-D_1} \leq MaxThreshold_{C_1}$	$D_3 \xrightarrow{5} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_3$	R_{C_1-17}	$MinThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_3-D_2} \leq MaxThreshold_{C_1}$	$D_3 \xrightarrow{5} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_3$			
	R_{C_1-12}	$MaxThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_3-D_1}$	$D_3 \xrightarrow{7} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_3$	R_{C_1-18}	$MaxThreshold_{C_1} < F_{C_1-D_3-D_2}$	$D_3 \xrightarrow{7} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_3$			

Annexe A3. Règles expertes liées au critère de qualité C_2 (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

	Decision D_1			Decision D_2			Decision D_3		
	RuleId	Condition	Statement	RuleId	Condition	Statement	RuleId	Condition	Statement
Decision D_1	1			$R_{C_2_1}$	$0 < (F_{C_2_D_1_D_2} = TTF_{R\ of\ D_1} - TTF_{R\ of\ D_2}) \leq MinThreshold_{C_2}$	$D_1 \xrightarrow{3} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_1$	$R_{C_2_7}$	$0 \leq (F_{C_2_D_1_D_3} = TTF_{R\ of\ D_1} - Thr_{TTF_{R\ of\ D_1}}) \leq MinThreshold_{C_2}$	$D_1 \xrightarrow{3} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_1$
				$R_{C_2_2}$	$MinThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_1_D_2} \leq MaxThreshold_{C_2}$	$D_1 \xrightarrow{5} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_1$	$R_{C_2_8}$	$MinThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_1_D_3} \leq MaxThreshold_{C_2}$	$D_1 \xrightarrow{5} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_1$
				$R_{C_2_3}$	$MaxThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_1_D_2}$	$D_1 \xrightarrow{7} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_1$	$R_{C_2_9}$	$MaxThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_1_D_3}$	$D_1 \xrightarrow{7} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_1$
Decision D_2	$R_{C_2_4}$	$0 < (F_{C_2_D_2_D_1} - F_{C_2_D_1_D_2}) \leq MinThreshold_{C_2}$	$D_2 \xrightarrow{3} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_2$	1			$R_{C_2_13}$	$0 \leq (F_{C_2_D_2_D_3} = TTF_{R\ of\ D_1} - Thr_{TTF_{R\ of\ D_2}}) \leq MinThreshold_{C_2}$	$D_2 \xrightarrow{3} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_2$
	$R_{C_2_5}$	$MinThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_2_D_1} \leq MaxThreshold_{C_2}$	$D_2 \xrightarrow{5} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_2$				$R_{C_2_14}$	$MinThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_2_D_3} \leq MaxThreshold_{C_2}$	$D_2 \xrightarrow{5} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_2$
	$R_{C_2_6}$	$MaxThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_2_D_1}$	$D_2 \xrightarrow{7} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_2$				$R_{C_2_15}$	$MaxThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_2_D_3}$	$D_2 \xrightarrow{7} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_2$
Decision D_3	$R_{C_2_10}$	$0 \leq (F_{C_2_D_3_D_1} - F_{C_2_D_1_D_3}) \leq MinThreshold_{C_2}$	$D_3 \xrightarrow{3} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_3$	$R_{C_2_16}$	$0 \leq (F_{C_2_D_3_D_2} - F_{C_2_D_2_D_3}) \leq MinThreshold_{C_2}$	$D_3 \xrightarrow{3} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_3$	1		
	$R_{C_2_11}$	$MinThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_3_D_1} \leq MaxThreshold_{C_2}$	$D_3 \xrightarrow{5} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_3$	$R_{C_2_17}$	$MinThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_3_D_2} \leq MaxThreshold_{C_2}$	$D_3 \xrightarrow{5} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_3$			
	$R_{C_2_12}$	$MaxThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_3_D_1}$	$D_3 \xrightarrow{7} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_3$	$R_{C_2_18}$	$MaxThreshold_{C_2} < F_{C_2_D_3_D_2}$	$D_3 \xrightarrow{7} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_3$			

Annexe A4. Règles expertes liées au critère de temps C_3 (Attajer, Darmoul, et al., 2022).

	Decision D_1			Decision D_2			Decision D_3		
	RuleId	Condition	Statement	RuleId	Condition	Statement	RuleId	Condition	Statement
Decision D_1		1		R_{C_3-1}	$0 <$ $(F_{C_3-D_1-D_2} = RPT_{Rof D_2} - RPT_{Rof D_1})$ $\leq MinThreshold_{C_3}$	$D_1 \xrightarrow{3} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_1$	R_{C_3-7}	$0 <$ $(F_{C_3-D_1-D_3} = WTRL - RPT_{Rof D_1})$ $\leq MinThreshold_{C_3}$	$D_1 \xrightarrow{3} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_1$
			R_{C_3-2}	$MinThreshold_{C_3} <$ $F_{C_3-D_1-D_2}$ $\leq MaxThreshold_{C_3}$	$D_1 \xrightarrow{5} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_1$	R_{C_3-8}	$MinThreshold_{C_3} <$ $F_{C_3-D_1-D_3}$ $\leq MaxThreshold_{C_3}$	$D_1 \xrightarrow{5} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_1$	
			R_{C_3-3}	$MaxThreshold_{C_3} < F_{C_3-D_1-D_2}$	$D_1 \xrightarrow{7} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_1$	R_{C_3-9}	$MaxThreshold_{C_3} < F_{C_3-D_1-D_3}$	$D_1 \xrightarrow{7} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_1$	
Decision D_2	R_{C_3-4}	$0 < (F_{C_3-D_2-D_1} = -F_{C_3-D_1-D_2})$ $\leq MinThreshold_{C_3}$	$D_2 \xrightarrow{3} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_2$	1			R_{C_3-13}	$0 < (F_{C_3-D_2-D_3} = WTRL - RPT_{Rof D_2})$ $\leq MinThreshold_{C_3}$	$D_2 \xrightarrow{3} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_2$
	R_{C_3-5}	$MinThreshold_{C_3} <$ $F_{C_3-D_2-D_1} = -F_{C_3-D_1-D_2}$ $\leq MaxThreshold_{C_3}$	$D_2 \xrightarrow{5} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_2$		R_{C_3-14}	$MinThreshold_{C_3} <$ $F_{C_3-D_2-D_3}$ $\leq MaxThreshold_{C_3}$	$D_2 \xrightarrow{5} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_2$		
	R_{C_3-6}	$MaxThreshold_{C_3} < F_{C_3-D_2-D_1}$	$D_2 \xrightarrow{7} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_2$		R_{C_3-15}	$MaxThreshold_{C_3} < F_{C_3-D_2-D_3}$	$D_2 \xrightarrow{7} D_3$ $D_3 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_2$		
Decision D_3	R_{C_3-10}	$0 <$ $(F_{C_3-D_3-D_1} = -F_{C_3-D_1-D_3})$ $\leq MinThreshold_{C_3}$	$D_3 \xrightarrow{3} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_3$	R_{C_3-16}	$0 <$ $(F_{C_3-D_3-D_2} = -F_{C_3-D_2-D_3})$ $\leq MinThreshold_{C_3}$	$D_3 \xrightarrow{3} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{3}} D_3$	1		
	R_{C_3-11}	$MinThreshold_{C_3} <$ $F_{C_3-D_3-D_1}$ $\leq MaxThreshold_{C_3}$	$D_3 \xrightarrow{5} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_3$	R_{C_3-17}	$MinThreshold_{C_3} <$ $F_{C_3-D_3-D_2}$ $\leq MaxThreshold_{C_3}$	$D_3 \xrightarrow{5} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{5}} D_3$			
	R_{C_3-12}	$MaxThreshold_{C_3} < F_{C_3-D_3-D_1}$	$D_3 \xrightarrow{7} D_1$ $D_1 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_3$	R_{C_3-18}	$MaxThreshold_{C_3} < F_{C_3-D_3-D_2}$	$D_3 \xrightarrow{7} D_2$ $D_2 \xrightarrow{\frac{1}{7}} D_3$			

Annexe A5. Interfaces développées sur AnyLogic pour capitaliser les connaissances et améliorer les règles expertes

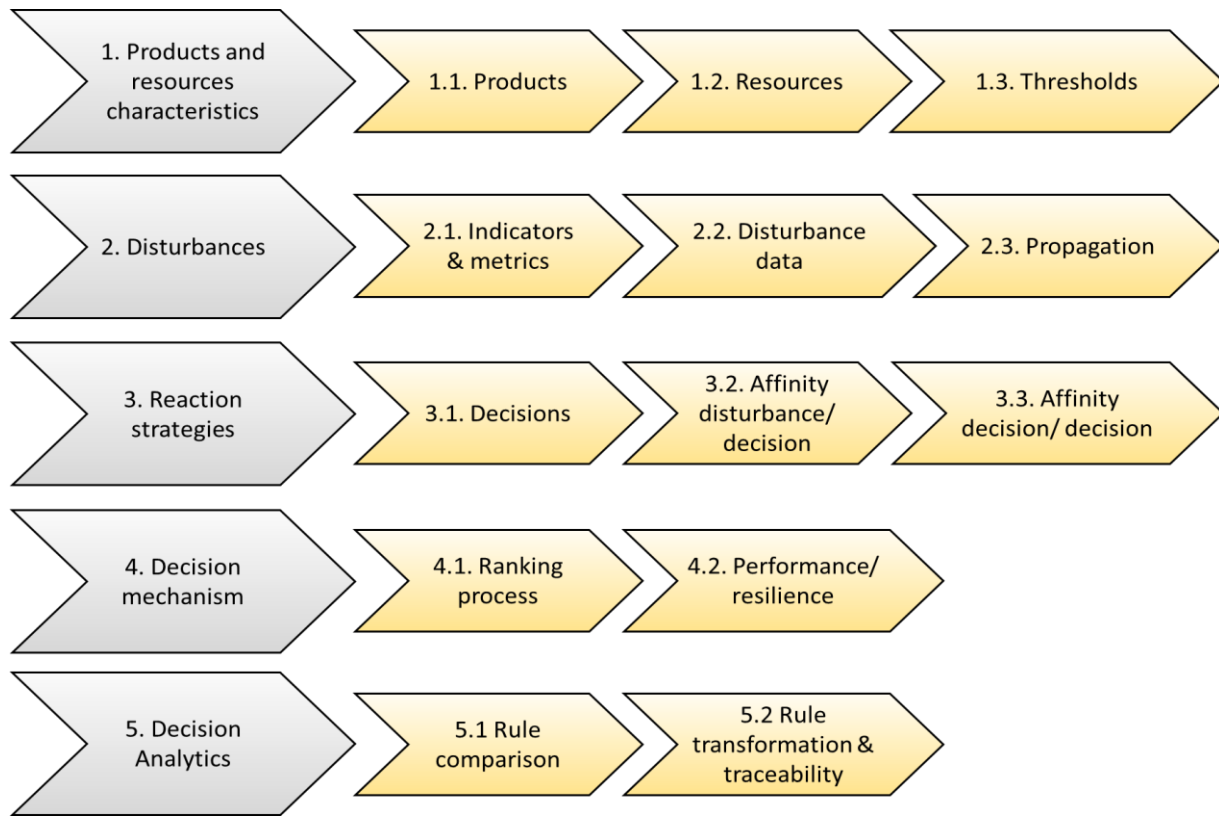


Figure 44. Système de support adoptée pour la conception des interfaces.

La [Figure 44](#) donne un aperçu du système de support proposé. Ce support comprend un ensemble de 5 types d'interfaces utilisés pour permettre au produit d'apprendre à prendre des décisions et aider l'expert à affiner les règles. Le premier type d'interfaces '*Products and resources characteristics*' rapporte les caractéristiques des produits et des ressources. Le deuxième type '*Disturbances*' fournit les métriques, les données et les caractéristiques de propagation des perturbations. Le troisième type '*Reaction strategies*' présente les stratégies de réaction, les décisions à prendre, et les affinités perturbation-décision et décision-décision. Le quatrième type d'interfaces '*Decision mechanism*' fournit le mécanisme de décision utilisé par les produits. Elle comprend un processus de classement tel que AHP et affiche la performance correspondante. Enfin, le dernier types d'interfaces '*Decision Analytics*' est constitué d'outils utilisés pour effectuer des analyses concernant la comparaison des règles, la transformation et la traçabilité. Dans ce qui suit, chaque interface est décrite plus en détail.

Interfaces pour les caractéristiques des produits et des ressources :

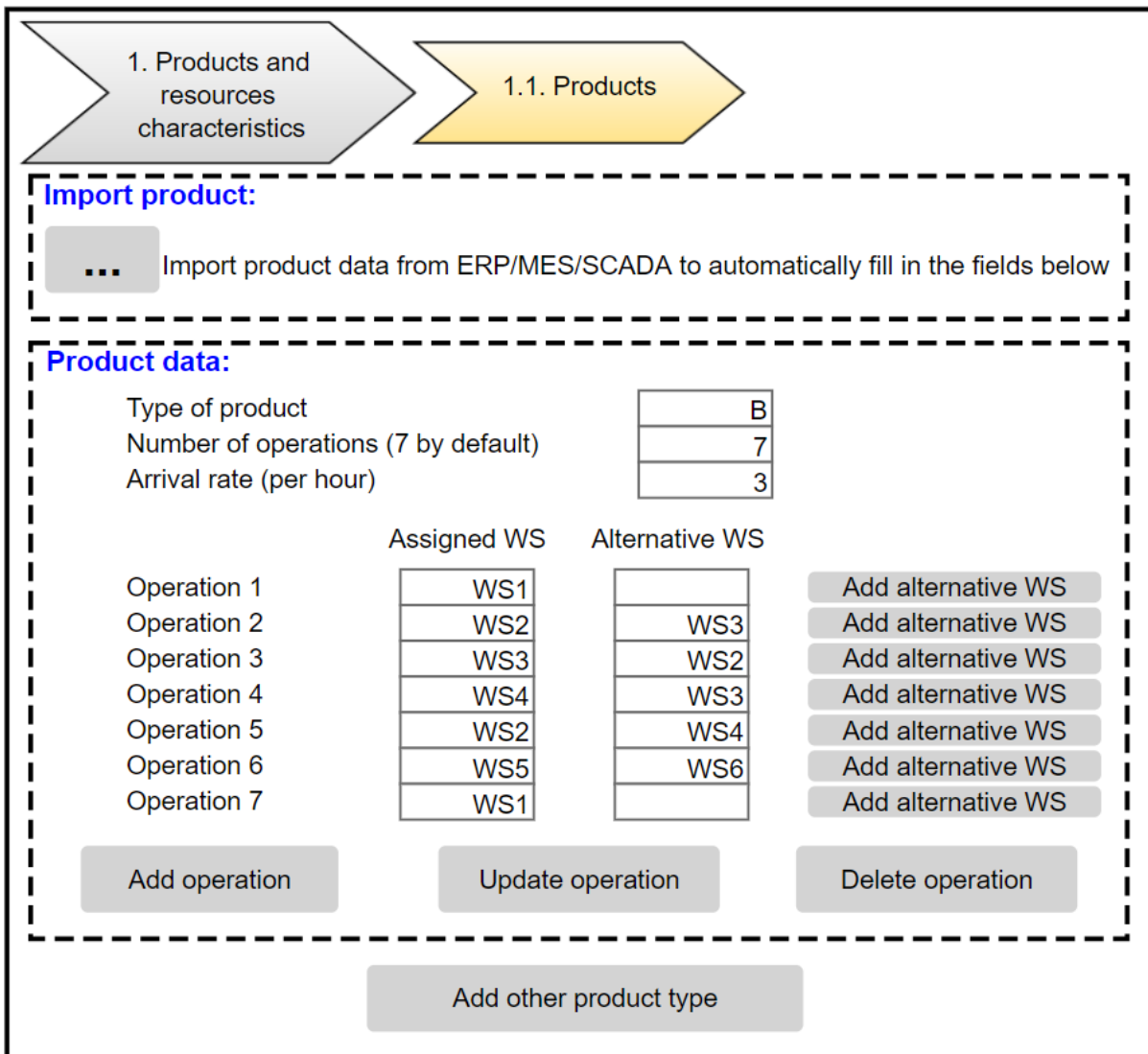


Figure 45. Interface des caractéristiques des produits.

La Figure 45 concerne l'interface des caractéristiques du produit. Elle comprend un rectangle en pointillé tout en haut avec un seul bouton : " importer un produit ". L'objectif est de permettre à l'expert de s'interfacer avec les systèmes d'information et d'importer des gammes et des descriptions de produits existants. Un tel import permettrait à l'expert de remplir automatiquement les champs requis directement depuis le SI/ERP/SCADA de l'entreprise.

1. Products and resources characteristics

1.2. Resources

Import resource:

... Import resource data from ERP/MES/SCADA to automatically fill in the fields below

Physical Resources: Workstations

	Processing time (s)	Processing cost (\$)	Age (months)
WS1	10.0	0.5	0.5
WS2	5.0	1.0	1.0
WS3	5.0	1.2	1.2
WS4	5.0	1.5	1.5
WS5	15.0	2.0	2.0
WS6	20.0	3.0	3.0

	Maintenance period (h)	Maintenance mean time (s)	
WS1	8	540	Add characteristic
WS2	8	540	Add characteristic
WS3	8	540	Add characteristic
WS4	8	540	Add characteristic
WS5	8	540	Add characteristic
WS6	8	540	Add characteristic

Add WS

Update WS

Delete WS

Physical Resources: Raw materials

	Inventory	Safety stock	
Axis_component	2500	100	Add characteristic
r_component	2500	100	Add characteristic
l_component	2500	100	Add characteristic
Screw_component	2500	100	Add characteristic
Product plates	50	5	Add characteristic

Add raw material

Update raw material

Delete raw material

Define inventory policy

Human Resources: Maintenance Operators

Number of maintenance operators

1

2

3

4

5

Repair cost (\$)

Maintenance cost (\$)

Add characteristic

Add other resource type

Figure 46. Interface des caractéristiques des ressources.

De même, la Figure 46 montre l'interface des caractéristiques des ressources telles que les postes de travail, les machines, les matières premières et les ressources humaines. Grâce au bouton situé tout en haut : "importer une ressource", l'expert peut remplir automatiquement les champs requis directement depuis le SI/ERP/SCADA de l'entreprise.

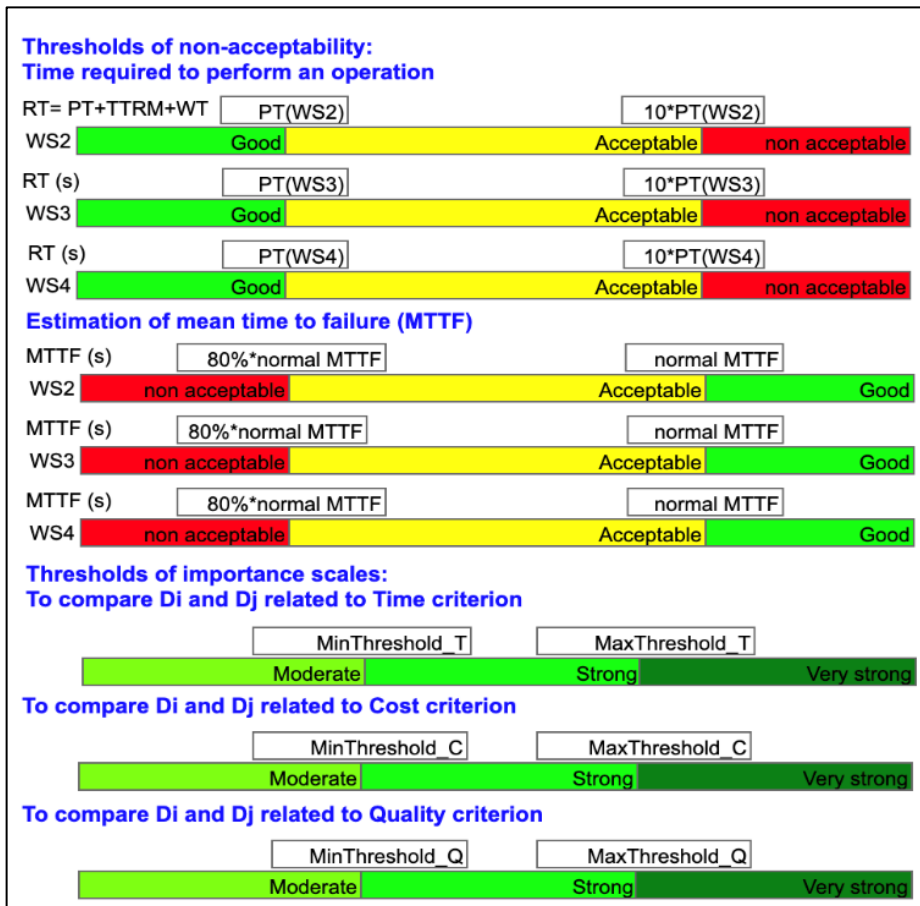


Figure 47. Interface des critères d'acceptabilité.

Enfin, la Figure 47 présente les seuils du système fixés par rapport aux critères définis. L'objectif est de permettre à l'expert de définir des intervalles d'acceptabilité pour chaque critère au niveau de chaque ressource soumise à des perturbations : " bon ", " acceptable ", " tolérable " ou " non acceptable

Interfaces pour les perturbations :

2. Disturbances

2.1. Indicators & metrics

Criteria indicators:

For each criterion, select the indicators to be used by product to compare decisions

	Time	Cost	Quality
<input checked="" type="checkbox"/> PT(i,k)	<input type="checkbox"/> PT(i,k)	<input type="checkbox"/> PT(i,k)	<input type="checkbox"/> PT(i,k)
<input type="checkbox"/> C(i,k)	<input checked="" type="checkbox"/> C(i,k)	<input type="checkbox"/> C(i,k)	<input type="checkbox"/> C(i,k)
<input checked="" type="checkbox"/> TTR(k)	<input type="checkbox"/> TTR(k)	<input type="checkbox"/> TTR(k)	<input type="checkbox"/> TTR(k)
<input checked="" type="checkbox"/> WT(k)	<input type="checkbox"/> WT(k)	<input type="checkbox"/> WT(k)	<input type="checkbox"/> WT(k)
<input type="checkbox"/> AGE(k)	<input type="checkbox"/> AGE(k)	<input type="checkbox"/> AGE(k)	<input checked="" type="checkbox"/> AGE(k)
<input type="checkbox"/> TSLM(k)	<input type="checkbox"/> TSLM(k)	<input type="checkbox"/> TSLM(k)	<input checked="" type="checkbox"/> TSLM(k)
<input type="checkbox"/> TTF(k)	<input type="checkbox"/> TTF(k)	<input type="checkbox"/> TTF(k)	<input checked="" type="checkbox"/> TTF(k)

Add indicator

Update indicator

Delete indicator

PT(i,k): Processing time of operation i on resource k (s)
 C(i,k): Production cost of operation i on resource k (\$)
 TTR(k): Time to repair resource k (s)
 WT(k): Waiting time of products in the queue of resource k (s)
 AGE(k): Age of resource k (since its first start) (s)
 TSLM(k): Time since last maintenance of resource k (s)
 TTF(k): Time to failure of resource k (s)

Figure 48. Interface des indicateurs et des mesures de perturbation.

La Figure 48 présente un ensemble de données acquises dans le système par le produit et pour chaque critère. Par exemple, le temps de traitement d'une opération donnée sur une ressource. Cette acquisition de données permet de considérer l'évolution de l'état, du contexte et de la dynamique du système face à un événement perturbateur.

2. Disturbances

2.2. Disturbance data

Disturbance type:

Machine availability/reliability

Raw material availability

Product quality

Urgent customer order

Add other disturbance type

Disturbance profile:

Failure rate (per day) [0-20]

WS1

WS2

WS3

WS4

WS5

WS6

Duration mean time (second) [0-300]

WS1

WS2

WS3

WS4

WS5

WS6

Add disturbance

Update disturbance

Delete disturbance

Disturbance context:

Specify the date to access the instances of disturbances:

Date

Time

Seconds

	Status	Age (s)	TSLM (s)	TTF (s)	TTR (s)	WT (s)
WS1	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
WS2	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
WS3	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
WS4	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
WS5	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>
WS6	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>	<input type="text"/>

Status (k): Working, Failed, On repair, On maintenance
 TTR(k): Time to repair resource k (s)
 WT(k): Waiting time of products in the queue of resource k (s)
 AGE(k): Age of resource k (since its first start) (s)
 TSLM(k): Time since last maintenance of resource k (s)
 TTF(k): Time to failure of resource k (s)

Generate report

Figure 49. Interface des données de perturbation.

La Figure 49 fournit les données relatives aux perturbations en ce qui concerne leur type (par exemple, disponibilité/fiabilité des machines, qualité des produits), leur réglage et leur historique. L'interface affiche plusieurs types de perturbations, leurs profils et donne accès aux paramètres et à l'historique d'un type de perturbation dans des simulations précédentes.

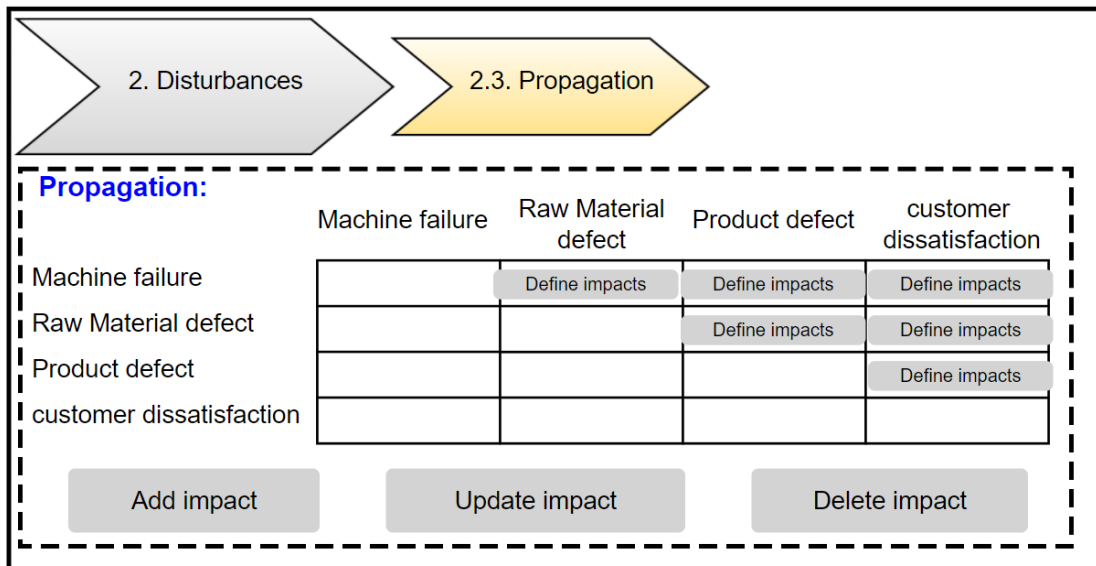


Figure 50. Interface de propagation des perturbations.

La Figure 50 présente l'interface de propagation des perturbations. L'objectif est d'aider l'expert à définir et à évaluer l'impact de chaque type de perturbation en utilisant une comparaison par paire. Par exemple, évaluer l'impact de l'insatisfaction du client par rapport à un défaut de produit. De plus, l'expert est autorisé à ajouter, mettre à jour ou supprimer dynamiquement les impacts et les effets des perturbations.

Interfaces pour les stratégies de réaction :

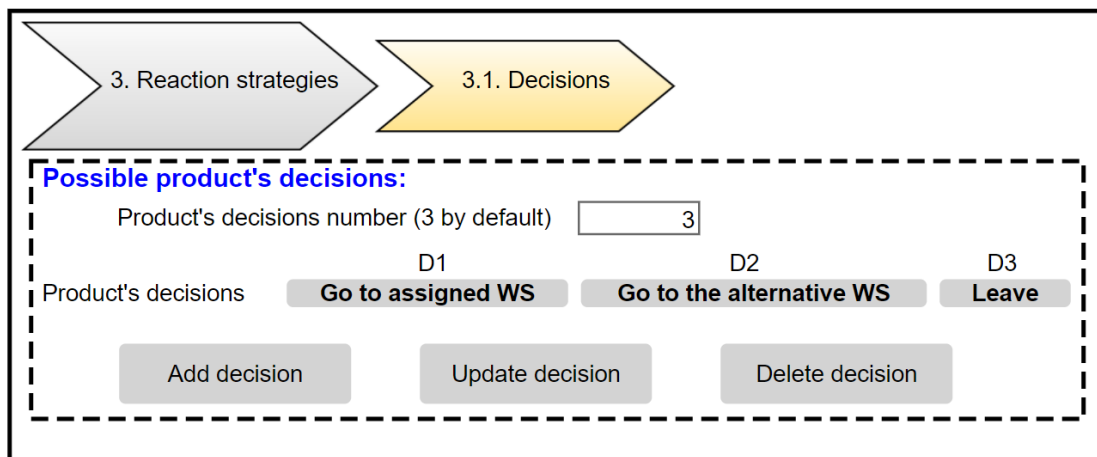


Figure 51. Interface des décisions.

La Figure 51 présente l'interface utilisée pour définir les décisions que le produit peut prendre face à une perturbation donnée. Par défaut, le nombre de décisions est égal à 3. L'expert peut automatiquement ajouter, mettre à jour ou supprimer une décision. Comme le montre la Figure 52, pour chaque type de perturbation, l'expert peut définir un ensemble de décisions que le produit est autorisé à prendre.

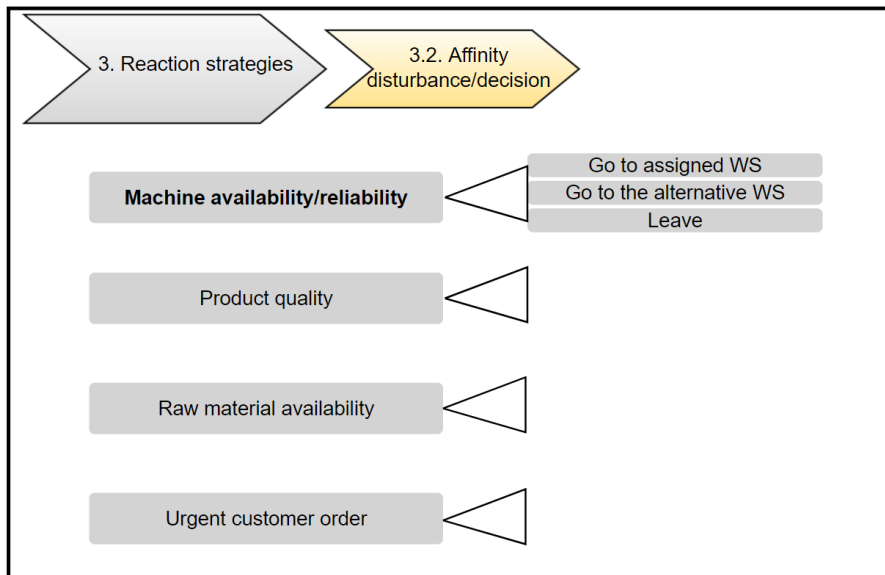


Figure 52. Interface de l'affinité perturbation-décision.

Choose a criterion Time Cost Quality

Comparison functions:

Please perform the comparison functions $f(i,j)$ (to compare decision D_i against decision D_j with respect to Time criterion)

$f(D1,D2)$	$(PT(i,k[D2])+TTR(k[D2]))-(PT(i,k[D1])+TTR(k[D1]))+WT(k[D1]))$
$f(D2,D1)$	$(PT(i,k[D1])+TTR(k[D1]))-(PT(i,k[D2])+TTR(k[D2]))+WT(k[D2]))$
$f(D1,D3)$	$PT(i,k[D1])+TTR(k[D1])+WT(k[D1])$
$f(D3,D1)$	$PT(i,k[D1])+TTR(k[D1])+WT(k[D1])$
$f(D2,D3)$	$PT(i,k[D2])+TTR(k[D2])+WT(k[D2])$
$f(D3,D2)$	$PT(i,k[D2])+TTR(k[D2])+WT(k[D2])$

Add function Update function Delete function

Formulation of Time rules:

RuleId	Condition	Statement
RT1	$0 < f(D1,D2) \leq 30$	+1 to D1 against D2
RT2	$30 < f(D1,D2) \leq 50$	+2 to D1 against D2
RT3	$50 < f(D1,D2)$	+3 to D1 against D2
RT4	$0 < f(D2,D1) \leq 30$	+1 to D2 against D1
RT5	$30 < f(D2,D1) \leq 50$	+2 to D2 against D1
RT6	$50 < f(D2,D1)$	+3 to D2 against D1
RT7	$0 < f(D1,D3) \leq 600$	+3 to D1 against D3
RT8	$600 < f(D3,D1)$	+3 to D3 against D1
RT9	$0 < f(D1,D3) \leq 600$	+3 to D2 against D3
RT10	$600 < f(D3,D2)$	+3 to D3 against D2

Add rule Update rule Delete rule

Rules comparison History of rules transformation

Figure 53. Interface de l'affinité décision-décision.

La [Figure 53](#) présente une interface de stratégies de réaction concernant l'affinité décision-décision. L'expert peut d'abord choisir un critère dans la section des critères ("Temps", "Coût" et "Qualité") située tout en haut. L'objectif est de permettre à l'expert de cliquer sur un bouton pour aller définir facilement et automatiquement les règles pour chaque critère. Pour chaque règle, des fonctions de comparaison de décisions notées "f" sont définies. Chaque règle est caractérisée par un ID, une structure IF-THEN qui relie une fonction f donnée et les seuils de l'expert dans la partie IF à la valeur d'échelle à attribuer dans la partie THEN. L'expert peut automatiquement ajouter, mettre à jour ou supprimer des règles. De plus, cette interface permet à l'expert d'accéder à d'autres interfaces qui l'aident à affiner son raisonnement, à effectuer des comparaisons par paire entre les règles, à consulter des différents tests et mises à jour qu'il a effectués, et elle lui donne une base pour mettre à jour les règles ou en créer de nouvelles.

Interfaces pour le mécanisme de décision :

4. Decision mechanism
4.1. Ranking process

Criteria:

Criteria Time Cost Quality

Saaty's scale of relative importance (Saaty, 2005):

Scale	Numerical rating	Reciprocal
Equal importance	1	1
Equal to moderate importance	2	1/2
Moderate importance	3	1/3
Moderate to strong importance	4	1/4
Strong importance	5	1/5
Strong to very strong importance	6	1/6
Very strong importance	7	1/7
Very strong to the extreme importance	8	1/8
Extreme importance	9	1/9

Criteria preferences:

Using Saaty's scale, please perform the pairwise comparison of criteria.
Each box (row, column) is for comparing the criterion (row) against the criterion (column)

	Time	Cost	Quality
Time	1.0	0.14	0.2
Cost	7.0	1.0	2.0
Quality	5.0	0.5	1.0

Ranking process:

For each criterion, products dynamically perform a pairwise comparison of decisions using collected indicators and expert's rules.

Each pairwise comparison aims to set a preference for one decision over another with respect to that criterion.

Each pairwise comparison results in a preference matrix, which is then normalized to determine the relative weights of decisions with respect to a given criterion.

After that, products Multiply the weight matrix of decisions by the weight vector of criteria to obtain the ranking of decisions considering all criteria. The decision with the maximum result is selected.

Enter simulation horizon (per month)

Number of replications

Figure 54. Interface du mécanisme de décision pour le processus AHP.

Comme le montre la [Figure 54](#), le processus de classement adopté dans ce document repose sur l'AHP. L'interface correspondante montre le tableau de l'échelle d'importance de ([Saaty, 1994](#)), présente la matrice de préférences des critères, et permet de vérifier la cohérence correspondante. Elle donne également une brève description des principes fondamentaux du processus de classement adopté. Enfin, l'expert peut saisir un horizon de simulation et un nombre de réplifications et cliquer sur le bouton 'Run simulations' pour lancer la simulation.



Figure 55. Interface d'analyse de performance.

La [Figure 55](#) montre l'interface d'analyse de performance. Plusieurs indicateurs de performance (KPI) ont été choisis par l'expert afin de les afficher sur l'interface : la disponibilité des ressources de productions, le temps de séjour des produits dans le système, la moyenne des temps de séjour des produits dans le système, la distribution des décisions activées, et la distribution des règles activées pendant les simulations.

Interfaces pour l'analyse des décisions :

Deux interfaces supplémentaires sont ajoutées pour gérer davantage les règles.

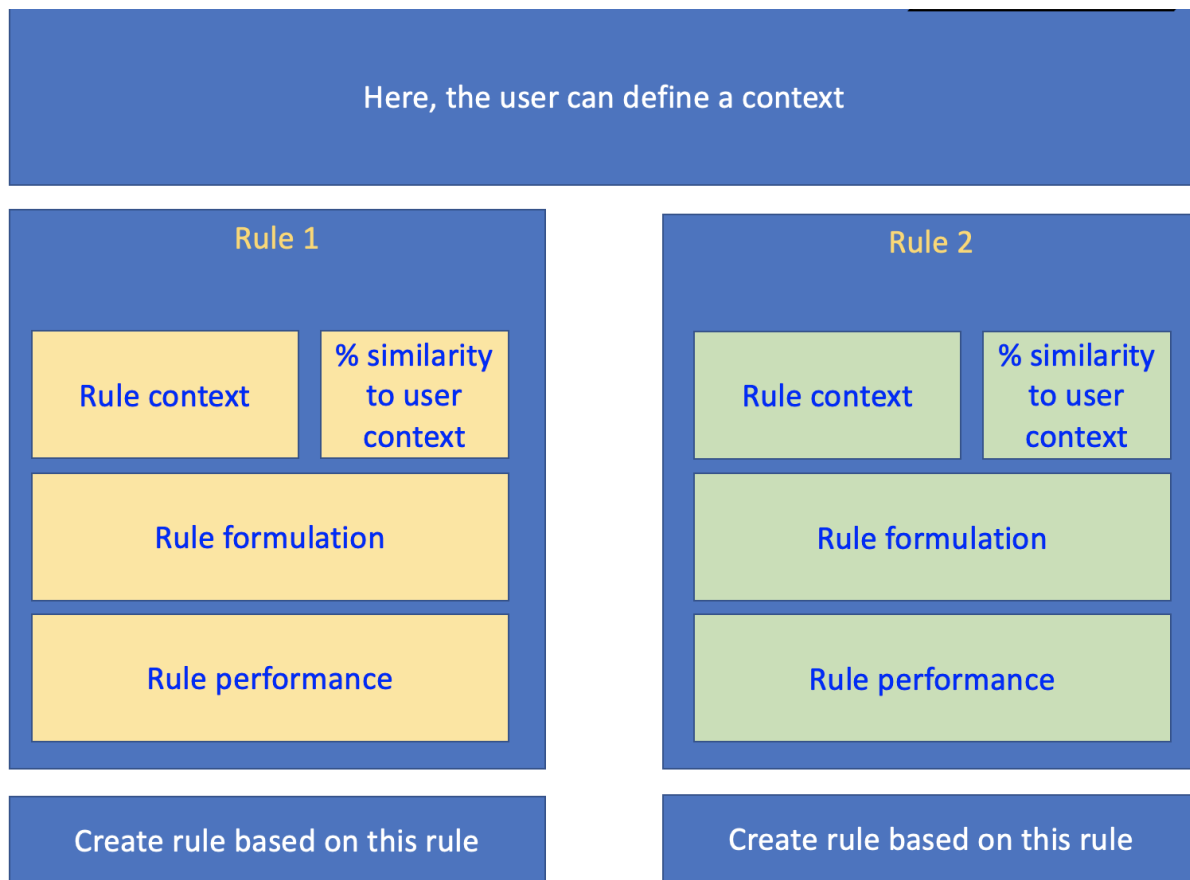


Figure 56. Interface de la comparaison de règles par paire.

L'interface illustrée dans les [Figure 56](#) et [Figure 57](#) offrent une interface de "comparaison de règles par paires" où l'expert peut comparer deux règles. L'interface est divisée en deux parties : dans la partie gauche, la règle 1 est affichée, et dans la partie droite, la règle 2. Les deux règles présentent trois rubriques : contexte, formulation de la règle, et performance de la règle. Ainsi, l'expert peut introduire une description du contexte. Ensuite, le système lui montre les règles qui peuvent être appliquées à des contextes similaires proches de ce que l'expert recherche. L'expert compare ainsi les règles en termes de formulation, de résultats et de performance. Sur la base de cette comparaison, l'expert aura un point de départ pour créer une nouvelle règle.

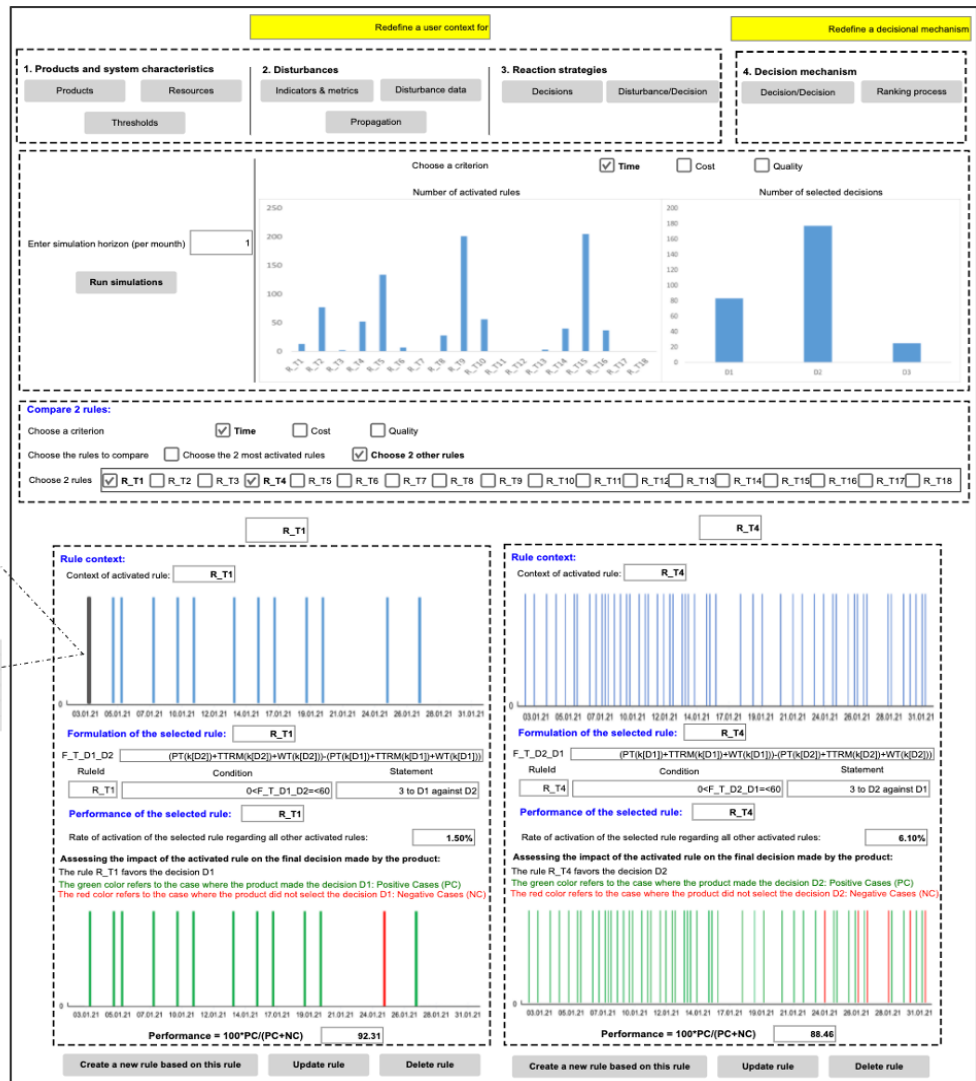


Figure 57. Interface de comparaison des règles.

Une autre interface de gestion de la traçabilité et de transformation des règles a été développée pour gérer la traçabilité, en termes d'historique de transformation des règles (voir Figure 58 et Figure 59). Cette interface permet à l'expert de visualiser le cycle de vie d'une règle, c'est-à-dire la séquence et la logique de transformation qui a conduit à la création et à la mise à jour des règles. Tout d'abord, l'expert choisit un critère et une règle correspondante. Ensuite, toutes les transformations effectuées sont affichées, qu'il s'agisse de création ou de mise à jour. Il indique la date des transformations et de la formulation de la règle, le contexte de la règle (par exemple, le nombre de décisions sélectionnées, le nombre de fois où cette règle a été activée, l'état du système dans lequel cette règle a été déclenchée) et les indicateurs de performance.

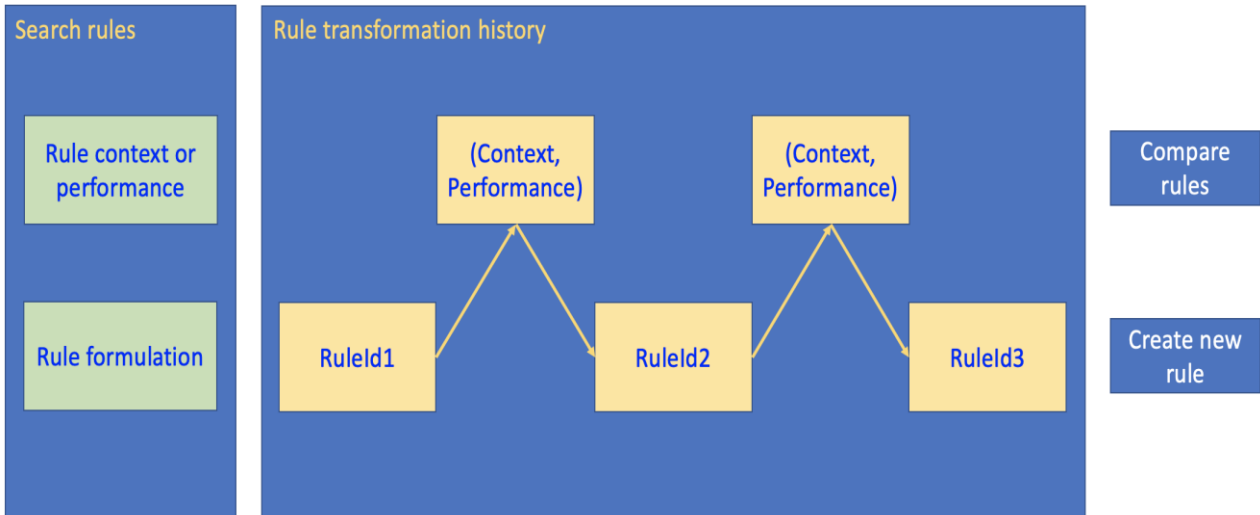
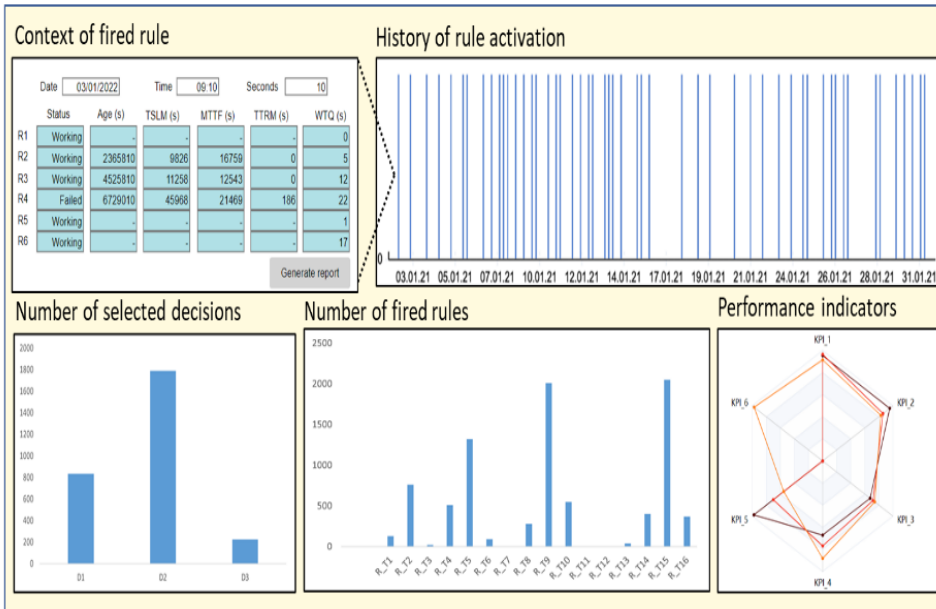


Figure 58. Interface de transformation et de traçabilité des règles.

Rule transformation history



Update rule Date: 29/12/2021 Time: 14:26 Seconds: 05

F_C3_D1_D2: (PT(k(D2))+TTRM(k(D2)))-(PT(k(D1))+TTRM(k(D1)))

RuleId	Condition	Statement
R_C3_1	0<F_C3_D1_D2=<60	3 to D1 against D2

Update rule Date: 02/01/2022 Time: 10:48 Seconds: 45

F_C3_D1_D2: (PT(k(D2))+TTRM(k(D2))+WTQ(k(D2)))-(PT(k(D1))+TTRM(k(D1))+WTQ(k(D1)))

RuleId	Condition	Statement
R_C3_1	0<F_C3_D1_D2=<60	3 to D1 against D2

Figure 59. Interface de transformation et de traçabilité des règles.