

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Université A/Mira de Béjaïa
Faculté des Sciences Exactes
Département d'Informatique

Mémoire de Master Recherche

En Informatique

Option

Intelligence Artificielle

Thème

Fusion d'Informations dans le contexte de l'IoT

Présenté par :

- Baya AIT MOULA.
- Assia HADRI.

Soutenu le 26 Septembre 2022 devant le jury composé de :

Président	Mr M. Azni	Maître de conf. B	U. A/Mira Béjaïa.
Rapporteur	Mr A. Achroufene	Maître de conf. A	U. A/Mira Béjaïa.
Examineur	Mr K. Bedjou	Maître Assistant. A	U. A/Mira Béjaïa.

Béjaïa, Septembre 2022.

Dédicaces

Aucune dédicace ne saurait exprimer notre respect, notre amour éternel et notre considération pour les sacrifices que vous avez consenti pour notre instruction et notre bien être.

Votre présence, votre écoute, votre confiance en nous et votre soutien constant nous assurent des bases solides nous permettant de persévérer et de nous surpasser. Nous espérons que votre bénédiction nous accompagne toujours.

À nos familles paternelles et maternelles.

« À tous ceux/celles qu'on a omis de citer ».

Remerciements

Derrière chaque succès de travail, des gens qui nous entourent, qui nous aident à aboutir ce chemin de près ou de loin, nous tenons à les en remercier.

Tout d'abord, gloire soit rendue à Dieu tout puissant créateur de toutes choses, le très miséricordieux de nous avoir donné la volonté, la patience et surtout la santé durant toutes nos années d'étude.

En tout deuxième lieu, nous exprimons notre profonde gratitude à notre encadrant Mr A.Achroufene qui s'est montré toujours présent et à l'écoute tout au long de la réalisation de ce mémoire, pour sa patience, son enthousiasme, sa confiance et ses précieuses directions. Sans lui, ce projet n'aurait jamais vu le jour.

Nous remercions les membres de jury Mr M. Azni et K. Bedjou pour leurs lectures attentives de notre mémoire pour l'honneur qu'ils nous font en participant au jugement de ce travail.

Nous adressons par la suite nos sincères remerciements à tous les professeurs, intervenants et toutes les personnes qui ont guidé nos réflexions et répondu à nos questions durant nos recherches.

Nous n'oublierions pas de remercier nos familles qui nous toujours encouragé et soutenu ainsi que tous nos amis.

« Un grand merci à vous toutes et tous ! »

RÉSUMÉ

Avec le développement de l'Internet des Objets, un volume massif de données hétérogènes contenant, généralement, des imperfections telles que l'incertitude, le conflit, l'imprécision,... est généré dans un laps de temps rapide, ce qui rend la prise de décision un des sérieux défis futurs. A l'effet de le relever, notre travail a été orienté vers la fusion d'informations dans le contexte de l'IoT qui convoite en l'obtention d'informations précises et efficaces assurant une meilleure prise de décision. Le processus de fusion d'informations se fait à travers plusieurs formalismes à savoir probabiliste, fonctions de croyance ou encore sous ensembles flous et possibiliste, et le choix d'une de ces méthodes peut dépendre du phénomène utilisé, du type d'informations, de leur nature,etc.

Dans notre recherche, nous nous sommes intéressé au problème de risques d'inondation dans différentes régions attendu qu'il est l'un des désastres climatiques récents auquel le monde fait face. Causés, généralement, par plusieurs facteurs :le redressement et le reprofilage des cours d'eau, le drainage des milieux humides, le déboisement, les changements climatiques, ..., les risques d'inondation augmentent de plus en plus et répondre à de tels flots reste une tâche complexe qui nécessite une compréhension multidisciplinaire des sciences de la terre et du génie civil. De ce fait, une amélioration de l'opérateur de fusion moyenne flou en introduisant la notion de conflit (M3PC), basée sur l'IoT pour l'agrégation des données (niveau d'eau, taux de pluie et vitesse du vent de chaque région. Une région peut-être un barrage, rivière, digue,etc.) entrantes de divers capteurs a été proposée. Au préalable de l'application de cet opérateur, un groupement des données de chaque capteur pour chaque région ainsi que leur mise en échelle devront être fait. Les expériences examinent qu'il offre des résultats optimaux reflétant la réalité en tirant parti des insuffisances des opérateurs traditionnaux de fusion de données floue. Il prédit prestement, en temps réel, le risque d'inondation et nous permet de cette façon d'alerter les gens et de prendre la décision afin de régler ce problème en intervenant une équipe spécialisée lors d'atteinte du danger.

Mots clés : IoT ; Informations Imparfaites, Fusion d'Informations, Sous Ensembles Flous ; Prédiction Risque d'Inondation

ABSTRACT

With the development of Internet of Things, a massive volume of heterogeneous data containing, generally, imperfections such as uncertainty, conflict, imprecision,... is generated in a short period of time, which makes decision making one of the serious future challenges. In order to meet this challenge, our work has been oriented towards information fusion in the context of IoT, which aims at obtaining accurate and efficient information for better decision making. The process of information fusion is done through several formalisms such as probabilistic, belief functions or fuzzy subsets and possibilistic, and the choice of one of these methods may depend on the phenomenon used, the type of information, their nature, etc.

In our research, we have been interested in flooding risks problem in different regions since it is one of the recent climatic disasters that the world is facing. Caused, generally, by several factors : straightening and reprofiling of waterways, drainage of wetlands, deforestation, climatic changes,..., flood risks are increasing and responding to such flows remains a complex task that requires a multidisciplinary understanding of earth sciences and civil engineering. Therefore, an improvement of the fuzzy mean fusion operator by introducing the notion of conflict (M3PC), based on IoT for data aggregation (water level, rain rate and wind speed of each region. A region maybe a dam, river, dike, etc.) incoming from various sensors has been proposed. Prior to the application of this operator, a grouping of the data from each sensor for each region as well as their scaling should be done. Experiments examine that it provides optimal results reflecting reality by taking advantage of the shortcomings of traditional fuzzy data fusion operators. It predicts the risk of flooding in real time and allows us to alert people and make the decision to solve this problem by intervening a specialized team when the danger is reached.

Keywords : IoT ; Imperfect Informations, Data Fusion, Fuzzy Subsets ; Flood Risk Prediction

TABLE DES MATIÈRES

Table des matières	i
Table des figures	ii
Liste des tableaux	iii
Liste des algorithmes	iv
Acronymes	v
Introduction Générale	1
1 Généralités sur l’Internet des Objets et la fusion d’informations	3
1.1 Introduction	3
1.2 Internet des Objets	4
1.2.1 Notion de Capteur	4
1.2.2 Objet Intelligent	4

1.2.3	Objet Connecté	4
1.2.4	Définition de l'IoT	5
1.2.5	Historique de l'IoT	6
1.2.6	Architecture de l'IoT	7
1.2.7	Caractéristiques de l'IoT	8
1.2.8	Internet versus IoT	8
1.2.9	Domaines d'application de l'IoT	9
1.2.10	Avantages et Inconvénients de l'IoT	11
1.3	Fusion d'Informations	12
1.3.1	Définition de fusion d'informations	12
1.3.2	Objectifs de fusion d'informations	13
1.3.3	Étapes de fusion d'informations	14
1.3.4	Architecture de fusion d'informations	15
1.3.5	Typologie de la fusion d'informations	17
1.3.5.1	Niveaux de fusion	17
1.3.5.2	Types d'informations	19
1.3.5.3	Imperfections de l'information	20
1.3.6	Domaines d'application de la fusion d'informations	21
1.4	Conclusion	22
2	Théories utilisées dans la fusion d'informations	23
2.1	Introduction	23
2.2	Modèles Probabilistes	23
2.2.1	Probabilité	23
2.2.2	Approche Probabiliste	24
2.2.3	Notions de base sur les probabilités	24
2.2.4	Axiomes fondamentaux des probabilités	24

2.2.5	Probabilité Conditionnelle	24
2.2.6	Théorème de Bayes	25
2.2.7	Réseaux Bayésiens	25
2.2.8	Inférence Bayésienne	26
2.2.9	Processus de Fusion	26
2.2.10	Avantages et faiblesses	27
2.3	Théorie de l'Évidence	27
2.3.1	Définition	28
2.3.2	Bases Mathématiques	28
2.3.2.1	Cadre de Discernement	28
2.3.2.2	Fonctions de Masse	28
2.3.2.3	Transformations de Masse	29
2.3.3	Lois de Combinaison	29
2.3.3.1	Loi Conjonctive	29
2.3.3.2	Loi Disjonctive	30
2.3.3.3	Loi Mixte	30
2.3.4	Processus de Fusion	30
2.3.5	Avantages et faiblesses	31
2.4	Théorie des sous ensembles flous et des possibilités	32
2.4.1	Notions de Base	32
2.4.1.1	Nombre Flou	32
2.4.1.2	Ensemble Flou	32
2.4.1.3	Variable Floue	33
2.4.1.4	Système d'Inférence Flou	33
2.4.2	Propriétés d'un Sous Ensemble Flou	35
2.4.3	Opérations sur les Sous Ensembles Flous	36
2.4.4	Théorie des Possibilités	37

2.4.4.1	Définition	37
2.4.4.2	Mesure de Possibilité	37
2.4.4.3	Mesure de Nécessité	37
2.4.4.4	Distribution de Possibilité	38
2.4.4.5	Opérateurs de Combinaison	38
2.4.5	Processus de Fusion	38
2.4.6	Avantages et faiblesses	39
2.4.7	Résumé des différentes étapes du processus de fusion des trois méthodes citées précédemment	40
2.5	Conclusion	41
3	État de l'Art sur la fusion de l'information dans l'IoT	43
3.1	Introduction	43
3.2	Travaux sur la fusion d'informations dans l'IoT	43
3.2.1	Une approche de fusion de données contextuelle pour la santé-IoT	43
3.2.2	Sur la connaissance du contexte pour la fusion de données multicapteurs dans l'IoT	45
3.2.3	DFIOT : Fusion de données pour l'Internet des objets	46
3.2.4	Approche de fusion de données spatio-temporelle . .	46
3.2.5	Modélisation de la qualité d'informations dans l'IoT .	47
3.3	Analyse comparative de quelques approches de fusion d'in- formations dans l'IoT	49
3.4	Opportunités et Défis	51
3.4.1	Opportunités	51
3.4.2	Défis	51
3.5	Conclusion	53

4	Prédiction des inondations en utilisant un opérateur amélioré en fusion floue	54
4.1	Introduction	54
4.2	Problématique	55
4.3	Approche de fusion d'informations floue proposée	56
4.3.1	Initialisation	56
4.3.2	Répartition en groupes	57
4.3.3	Normalisation des données	57
4.3.4	Assignement des nombres flous intuitionnistes trapézoïdaux	58
4.3.5	Calcul de distance entre ITFNs	59
4.3.6	Calcul de conflit	59
4.3.7	Opérateur de Fusion	60
4.3.8	Prise de décision	62
4.4	Outils de Développement	64
4.5	Tests et résultats	66
4.5.1	Initialisation	66
4.5.2	Répartition en Groupes	67
4.5.3	Normalisation des données	67
4.5.4	Assignement des ITFNs	68
4.5.5	Calcul de Conflit	68
4.5.6	Fusion d'informations avec l'opérateur flou $M3\Pi C$	68
4.5.7	Comparaison des résultats de l'opérateur $M3\Pi C$ aux opérateurs $M3\Pi$ et Moyenne	69
4.5.8	Prise de Décision	72
4.6	Conclusion	72
	Conclusion et perspectives	73

TABLE DES FIGURES

1.1	Ensemble d'objets connectés [1].	5
1.2	Évolution de l'IoT au fur des années [2].	7
1.3	L'architecture IoT à trois couches fondamentales [3]	7
1.4	Une nouvelle dimension pour l'IoT [4].	9
1.5	Le cerveau humain comme exemple de système de fusion d'informations [5]	13
1.6	Représentation du bloc FUSION [6]	14
1.7	Architecture centralisée de la fusion [5]	15
1.8	Architecture hiérarchique à un seul niveau [5].	16
1.9	Architecture hiérarchique à un deux niveaux [5].	16
1.10	Architecture décentralisée de la fusion [7].	17
1.11	Niveaux de la fusion d'informations [8].	18
2.1	Exemple Classique d'un RB [9].	25
2.2	Partition floue d'une taille d'une personne [10].	33
2.3	Système Flou [11].	34
2.4	Inférence Floue [12]	34
2.5	Propriétés d'un sous ensemble flou [13]	35

3.1	Une approche de fusion de données contextuelle pour l’IoT de santé [14].	44
3.2	Approche Intelligente MSDF (Multi Sensors Data Fusion) [15].	45
3.3	Logigramme de l’ABC_IoT [16].	48
4.1	Quelques conséquences des inondations [17].	55
4.2	Schéma des étapes de l’approche proposée.	57
4.3	Extrait du jeu données Floods C1.	66
4.4	Extrait du jeu données Floods C2.	67
4.5	Valeurs Normalisées WLP1 selon les deux Capteurs pendant 24h.	67
4.6	Assignement ITFNs aux valeurs du vent.	68
4.7	La combinaison d’informations en deux niveaux par l’opérateur $M3\Pi C$	69
4.8	Comparaison des valeurs de fusion obtenus par les opérateurs flou : Moyenne, $M3\Pi$ et $M3\Pi C$	69
4.9	Résultats de fusion par $M3\Pi$ et la moyenne en fonction du conflit à minuit.	70
4.10	Résultats de la fusion par l’opérateur $M3\Pi C$ en fonction du conflit à minuit.	71
4.11	Résultats de la fusion par les opérateurs Moyenne, $M3\Pi$ et $M3\Pi C$ à minuit.	71

LISTE DES TABLEAUX

1.1	Tableau Comparatif entre différents niveaux de fusion. . . .	19
2.1	Tableau Récapitulatif des différentes étapes de fusion des trois méthodes citées précédemment.	41
3.1	Tableau comparatif de quelques approches sur la fusion de données dans l'IoT	50
4.1	Informations sur la machine utilisée.	65
4.2	Quelques valeurs du conflit selon différentes itérations. . . .	68

LISTE DES ALGORITHMES

1	Assignement des ITFNs	58
2	Calcul Conflit Intra-Clusters $\Phi(\hat{A}_{i_1}, \hat{A}_{i_2})$	60
3	Calcul Conflit Inter-Clusters ρ^k	60
4	Fusion des informations selon l'opérateur flou proposé <i>M3ΠC</i>	62
5	Prédiction du risque d'inondation dans différentes régions	64

- API** Application Programming Interface. 8
- CERP-IoT** Cluster of European Research Projects on IoT. 6
- DAI-DAO** DAta In-DAta Out. 46
- DS** Dempster-Shafer. 23, 27, 28
- DST** Dempster-Shafer Theory. 28, 45
- EML** Ecological Metadata Language. 52
- IEEE** Institute of Electrical and Electronics Engineers. 6
- IHS Markit** Information Handling Services Markit. 6
- IoT** Internet of Things. i–iii, 1–12, 22, 23, 41–47, 49–51, 53, 65
- IoT-GSI** Internet of Things Global Standards Initiative. 5
- ITFN** Intuitionistic Trapezoïdal Fuzzy Number. iv, 1, 58, 59, 64, 68
- IVIF** Interval Value Intuitionistic Fuzzy. 58
- JDL** Joint Directors of Laboratories. 12
- LPP** Logement Public Promotionnel. 10
- MLP** MultiLayer Perceptron. 22
- OMS** Organisation Mondiale de la Santé. 55

QR Quick Response. 10

RFID Radio Frequency IDentification. 4, 10

SIF Système d'Inférence Flou. 5, 33

STDF SpatioTemporal Data Fusion. 46

TBM Transferable Belief Model. 30

UIT Union Internationale des Télécommunications. 5, 6

WSN Wireless Sensors Network. 51

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Internet accueille aujourd’hui des milliards de connexions et d’échanges qui en font l’outil le plus puissant pour le partage d’informations. En quelques décennies, il est devenu le moteur de profondes transformations dans la vie des entreprises, des individus et des institutions. L’Internet des Objets ou Internet of Things (IoT) en anglais est l’une de ces transformations. Il forme un réseau croissant d’objets intelligents (serrures, réfrigérateurs, téléviseurs, applications de fitness et bien d’autres) qui, équipés parfois de capteurs, collectent des informations sur leur environnement, les évaluent et les transmettent à d’autres objets à travers une technologie sans fil. Dans les applications réelles, les capteurs déployés sont souvent hétérogènes et fournissent ainsi des informations de différentes natures. En outre, le déploiement des capteurs falsifiés ou défectueux ou un prétraitement des données inexact peut conduire à des informations imparfaites : imprécises, conflictuelles, et éventuellement incohérentes, etc. De plus, ces informations peuvent être réparties sur une large plage temporelle et spatiale, dont une partie pourrait être manquante. La ‘la fusion d’informations’ peut être citée comme l’une des technologies servant d’atténuer ces problèmes laborieux. C’est dans cette direction que s’oriente ce travail qui consiste à appliquer ce procédé pour la prévention quotidienne des risques d’inondations dans des régions différentes surveillées par des objets intelligents dotés de divers capteurs de pluviométrie (un capteur de niveau à ultrasons par exemple).

Les inondations sont, au cours des deux dernières décades, au premier rang des catastrophes naturelles dans le monde. Elles sont susceptibles de provoquer des pertes de vie humaine, le déplacement de populations, des détériorations dans l’état de santé ainsi que des dommages matériels tels la destruction des infrastructures. Elle peuvent également nuire à l’environnement et compromettre gravement le développement économique.

Dès lors, dans le but de minimiser les dégâts occasionnés, un système de prévention des risques d'inondation apparaît nécessaire pour être en mesure d'avertir les populations en cas d'inondation imminente et prendre de ce fait les mesures appropriées pour y faire face. L'idée de ce système consiste en l'observation des valeurs de taux de pluie, des montées d'eaux et de la vitesse du vent amassés par les capteurs utilisés et qui vont, par la suite, être fusionnées à l'aide d'un opérateur amélioré que nous avons proposé étant donné que les informations générées dans la réalité peuvent ne pas être exactes par la faute de panne des capteurs. Ce qui nous permettra de prendre la décision d'agir à temps au cas d'un débordement et réduire ainsi les dommages corporels et matériels causés par les inondations.

Ce mémoire est structuré en quatre parties :

- **Chapitre 1** : aborde les définitions et généralités sur les notions de base de l'internet des objets et la fusion d'informations.
- **Chapitre 2** : porte sur les théories utilisées dans la fusion d'informations.
- **Chapitre 3** : est un état de l'art de quelques travaux dans la littérature qui sont liés à la fusion d'informations dans le contexte de l'IoT.
- **Chapitre 4** : présente la solution proposée pour la prédiction des inondations en utilisant le processus de fusion floue en mettant l'accent sur l'opérateur amélioré. Il donne également les tests effectués et les résultats obtenus.

Enfin, le chapitre 'Conclusion et Perspectives ' rappelle la problématique, résume les objectifs énoncés au début de ce mémoire, récapitule ce qui a été fait dans l'état de l'art, met en valeur les tests et les résultats obtenus et envisage des perspectives intéressantes qui pourront améliorer notre travail.

CHAPITRE 1

GÉNÉRALITÉS SUR L'INTERNET DES OBJETS ET LA FUSION D'INFORMATIONS

1.1 Introduction

Aujourd'hui, Internet loge des milliards de connexions et d'échanges qui en font l'outil le plus puissant pour le partage d'informations. Il est devenu, en quelques décades, le moteur de profondes transformations dans la vie des entreprises, des individus et des institutions. La communication permanente, à l'aide d'un réseau sans fil, de plusieurs objets de la vie quotidienne tels les ordinateurs, les réfrigérateurs, téléviseurs, et bien plus encore forme ce qu'est appelé Internet des Objets (IoT en anglais), un réseau mondial qui a l'abilité de collecter, émettre, transmettre et stocker des données, et va même jusqu'à automatiser certaines actions. Lorsque ces objets agissent collectivement, ils font souvent appel à la technique de fusion d'informations pour optimiser l'utilisation du réseau IoT et améliorer la prise de décision.

Nous allons voir, dans ce qui suit : la définition de l'IoT, son historique, ses domaines d'application, son architecture, ses caractéristiques et ses limites. Nous allons également aborder la définition de la fusion d'informations, les étapes et les architectures de la fusion, ainsi que les typologies de la fusion en fonction de la nature des imperfections des informations.

1.2 Internet des Objets

1.2.1 Notion de Capteur

Un capteur est un dispositif qui détecte des informations provenant de l'environnement physique et y réagit. Les données captées peuvent être de la lumière, du mouvement, de la pression ou de nombreux autres phénomènes environnementaux [18].

Les capteurs sont un élément fondamental d'un système d'acquisition de données.

1.2.2 Objet Intelligent

Les objets intelligents (ou Smart Objects, en anglais) sont de véritables objets physiques de la vie quotidienne tels que : les vêtements, les pneus de voiture, les boîtes de médicaments, etc, dotés de capteurs et d'actionneurs qui peuvent fournir de nouveaux services et de nouvelles fonctionnalités au-delà de leur utilisation initiale.

Équipé d'appareils électroniques, ils peuvent communiquer et échanger des données avec d'autres entités physiques ou numériques sur un réseau qui se connecte à Internet ou à un réseau local [19].

1.2.3 Objet Connecté

Les objets connectés désignent des objets intelligents capables de communiquer avec d'autres objets (souvent une montre, un smartphone, TV, une tablette ou un ordinateur) via un réseau sans fil (Wifi, Bluetooth ou Réseau de téléphonie mobile) comme le montre la *figure 1.1*. Leur marché représentait déjà 50 milliards d'objets en 2020 [20].

Ils interagissent avec leur environnement par le biais de capteurs (température, vitesse, humidité, vibration, ...), ce qui leur donne la capacité de capter une donnée, de l'envoyer en temps réel et parfois la traiter pour aider à prendre une décision ou initier une action. [21].

Un objet connecté est utilisé dans plusieurs domaines, à savoir : la santé, le sport, la domotique¹, la sécurité, etc. Il possède 5 caractéristiques qui sont [22] [23] :

- **Identification** : un identifiant unique (un code-barres, une puce Radio Frequency Identification (RFID)² ou encore une adresse IP) doit être attribué à chaque objet

1. Domotique, regroupe toutes les techniques permettant de contrôler, de programmer et d'automatiser une habitation.

2. RFID, synonyme d'identification radiofréquence en français, est une technologie permettant de mémoriser et récupérer des données à distance

— L’institut d’ingénieurs en électricité et électronique (Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE)) définit l’IoT comme [25] :

«Un réseau d’éléments chacun muni de capteurs qui sont connectés à Internet».

— Le cluster de projets de recherche européens sur l’IoT (Cluster of European Research Projects on IoT (CERP-IoT)) définit l’Internet des objets comme [26] :

«Une infrastructure dynamique d’un réseau global. Ce réseau global a des capacités d’auto-configuration basée sur des standards et des protocoles de communication interopérables. Dans ce réseau, les objets physiques et virtuels ont des identités, des attributs physiques, des personnalités virtuelles et des interfaces intelligentes, et ils sont intégrés au réseau d’une façon transparente».

En résumé, l’IoT est un ensemble d’objets connectés permettant de rendre le monde réel plus intelligent.

1.2.5 Historique de l’IoT

L’idée d’appareils connectés existe depuis les années 1970. Le premier objet connecté était un distributeur automatique de Coca-Cola, situé à l’Université de Carnegie Mellon, au début des années 1980 [2].

En 1990, John Romkey [27] a connecté pour la première fois un grille-pain à Internet avec un protocole TCP/IP. Mais, le terme "IoT" n’a été apparu qu’en 1999, inventé par Kevin Ashton, l’un des co-fondateurs de l’Auto-ID Center au MIT, lors d’une présentation faite à Procter & Gamble [2].

En 2000, LG a annoncé le premier réfrigérateur intelligent, en 2005 L’UIT publie son premier rapport sur l’IoT, en 2007 le premier iPhone a été lancé et en 2008, la première conférence internationale sur l’Internet des objets s’est tenue en suisse et le nombre d’appareils connectés a dépassé le nombre de personnes sur la planète (voir *figure 1.2*) [2] [28].

En 2009, Google a commencé à tester des voitures sans conducteur, en 2011 le thermostat intelligent Nest de Google est arrivé sur le marché et à partir de 2012, des chercheurs et des fondations se sont intéressés à la sécurité dans cette technologie [28].

Jusqu’à nos jours, le marché des objets connectés reste en plein essor. Avec une moyenne de croissance de 12% par an, le nombre d’objets connectés dans le monde va atteindre les 125 billions d’ici 2030, selon les prévisions d’IHS Markit (Information Handling

World population	6.3 billion	6.8 billion	7.2 billion	7.6 billion
Connected devices	500 million	12.5 billion	25 billion	50 billion
Devices per person	0.08	1.84	3.47	6.58
	2003	2010	2015	2020

→ More connected devices than people

FIGURE 1.2 – Évolution de l’IoT au fur des années [2].

Services Markit) [29].

1.2.6 Architecture de l’IoT

L’architecture d’un système IoT est composée de plusieurs niveaux qui communiquent entre eux pour relier le monde tangible des objets au monde virtuel des réseaux et du cloud. Elle se simplifie jusqu’à trois blocs de construction fondamentaux comme illustré à la *figure 1.3* [30] [31] :

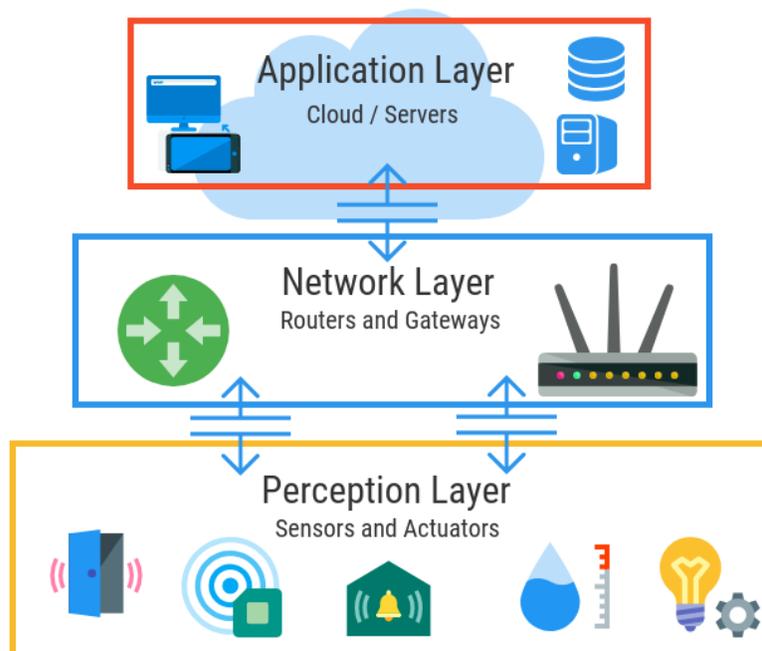


FIGURE 1.3 – L’architecture IoT à trois couches fondamentales [3]

1. **Couche Perception** : est la couche physique, qui possède des capteurs, des actionneurs et des dispositifs de bord pour détecter et collecter des informations sur l'environnement.
2. **Couche Réseau** : est responsable de la connexion à d'autres objets intelligents, périphériques réseau et serveurs. Ses fonctionnalités sont également utilisées pour la transmission et le traitement de données des capteurs.
3. **Couche Application** : est l'endroit où la puissance de l'IoT industriel est démontrée. Elle est chargée de fournir aux utilisateurs des services spécifiques et des applications intelligentes : cela inclut l'analyse, la production de rapports et le contrôle des appareils.

Les applications IoT utilisent des interfaces de programmation applicatives (Application Programming Interface (API)) pour s'intégrer aux couches précédentes.

1.2.7 Caractéristiques de l'IoT

IoT présente un certain nombre de caractéristiques qui sont [32] :

- **Connectivité** : les appareils doivent être connectés au réseau (que ce soit avec des connexions Wifi, Bluetooth, Ethernet ou autres) afin d'interagir avec les utilisateurs et d'autres appareils ou systèmes.
- **Sensibilité** : grâce aux capteurs, les appareils peuvent détecter les mouvements, les températures et d'autres paramètres.
- **Interaction** : IoT utilise une interface et des systèmes de communication qui permettent d'établir la relation nécessaire entre les personnes, les appareils et le monde physique.
- **Sécurité** : les équipements ou dispositifs sont connectés au réseau transmettant et recevant des données, ils doivent donc disposer de moyens de sécurité qui protègent et garantissent leur intégrité et leur confidentialité.

1.2.8 Internet versus IoT

Certains chercheurs voient l'IoT comme la prochaine étape de l'évolution d'Internet pour atteindre les objectifs de l'apprentissage machine à machine (M2M). D'autres y voient une extension du réseau Internet. Cependant, il existe une grande différence entre l'IoT et Internet.

L'IoT diffère d'Internet en termes de communication. La communication Internet peut être établie à tout moment, n'importe où. Par contre celle d'IoT a une dimension supplémentaire appelée "AnyTHING" connectant n'importe quel objet, comme le montre la *figure 1.4* [33].

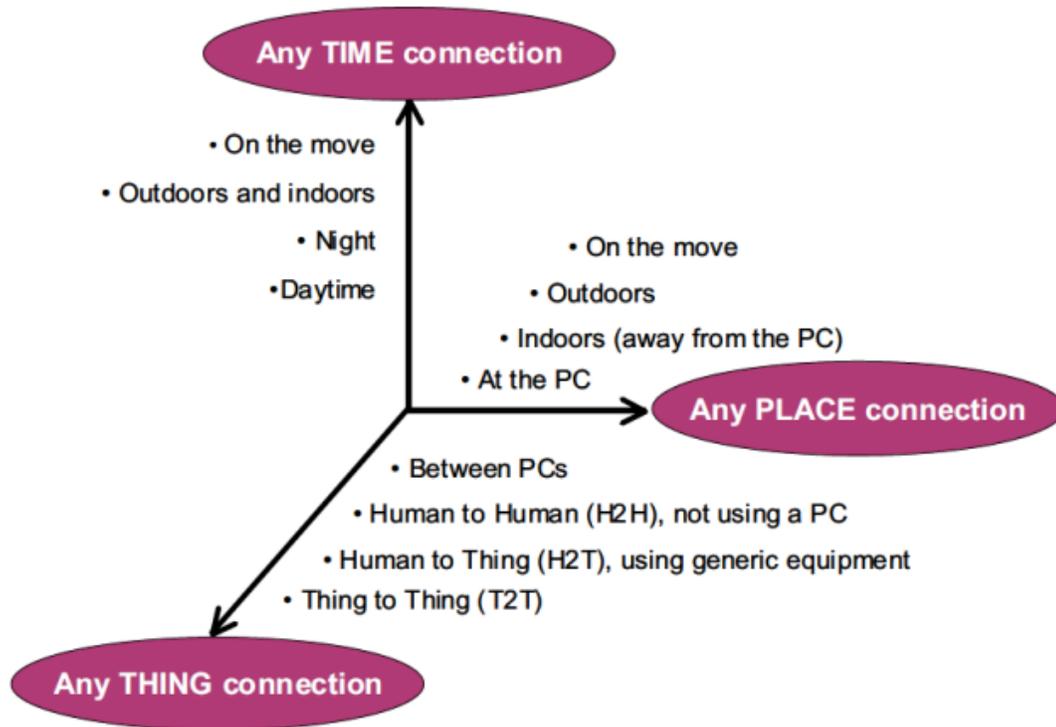


FIGURE 1.4 – Une nouvelle dimension pour l'IoT [4].

L'objectif principal de l'IoT est de fournir une connectivité à tout le monde, à tout moment et en tout lieu. Par conséquent, il relie différents types d'objets entre eux et leur permet de communiquer intelligemment.

1.2.9 Domaines d'application de l'IoT

L'Internet des Objets est intégrée aujourd'hui dans différents secteurs de la vie quotidienne. Citons quelques uns [34] [35] :

- **Santé** : l'IoT s'implante dans le domaine de la santé et permet le contrôle à distance des patients, l'amélioration des soins préventifs, la gestion de stock des produits médicaux, etc.

Proteus Digital Health et Otsuka Pharmaceutical [36], ont annoncé avoir mis au point le premier médicament connecté nommé "Abilify MyCite", un médicament qui

contient un capteur ingérable émettant un signal lorsqu'il est intégré dans le corps humain , et permet de savoir quand le patient a bien pris son traitement. Le produit est en attente d'approbation par la Food and Drug Administration (FDA).

- **Ville Intelligente** : ou Smart City en anglais, est une ville capable d'offrir à ses habitants une qualité de vie élevée avec une consommation de ressources minimale, grâce à une combinaison intelligente des infrastructures et des innovations technologiques. Cette «intelligence» touche de nombreux domaines comme les transports (circulation, stationnement, etc.), l'approvisionnement en électricité, en eau, le ramassage des ordures, etc. Dans le sud-ouest d'Algérie, une première ville intelligente nommée : 'Sidi Abdellah ' a été inaugurée le 11 décembre 2016. En effet, la ville abrite de gigantesques projets de logements, entre autres plus de 5.000 logements 'LPP ' (Logement Public Promotionnel) et plus de 44.000 unités de type location-vente 'AADL ' et s'étend sur une superficie estimée à 7.000 hectares. [37] [38].

Pour le stationnement intelligent par exemple, Araujo et al [39] ont proposé le développement d'un système de stationnement intelligent utilisant des capteurs à ultrasons, des étiquettes RFID ou un scanner Quick Response (QR) pour recueillir des informations sur le conducteur et la position exacte du stationnement de son véhicule, un service web utilisant l'application mobile Android et la plateforme FIWARE pour surveiller les créneaux de stationnement et les afficher au conducteur.

- **Transport** : l'IoT peut répondre à de nombreux cas d'usage dans le secteur du transport. Par exemple : Noam Bardin [40] a créé une application Smartphone appelée Waze, afin de garantir la communication autonome entre véhicules ou des centres de contrôle. Elle est très répandue pour avertir les usagers de l'application en temps réel, sur la présence d'un radar de vitesse mobile, d'accidents ou de ralentissement sur les autoroutes.
- **Sécurité** : pour remédier au problème de la sécurité qui menace le développement de l'IoT, 'Aissam Outchakoucht ' et al [41] proposent un framework de contrôle d'accès dédié aux environnements IoT, qui donne aux propriétaires le contrôle total de leurs appareils intelligents sans les obliger à faire confiance à une entité externe; de plus, il leur fournit une politique de sécurité dynamique et auto-améliorée.

Ce processus est basé sur trois notions : réseaux de Blockchain (blockchain est une technologie de stockage et de transmission d'informations), systèmes de réputation et algorithmes d'apprentissage par renforcement.

- **Poubelle Intelligente** : est une poubelle autonome et connectée, capable de compacter les déchets pour ne pas déborder et pour optimiser les frais de collecte. A titre d'exemple, une poubelle intelligente 100 % algérienne a été mise en application par

deux jeunes chelifiens en premier lieu à Alger Centre et Chlef puis dernièrement à Oran lors des jeux méditerranéens afin de donner une meilleure image de l'Algérie.

L'invention en question est dotée de plusieurs fonctionnalités de pointe, à savoir un système de compactage intégré qui permet de réduire jusqu'à huit fois le volume des déchets, outre un procédé pour l'élimination des odeurs et un système d'affichage constitué de deux écrans offrant des espaces publicitaires dynamiques aux clients intéressés. [42]

1.2.10 Avantages et Inconvénients de l'IoT

Avantages de l'IoT : parmi les principaux avantages qu'offrent les objets connectés de l'IoT, nous citons [43] [44] :

- Une vision en temps réel sur tout les processus de production.
- Optimisation du temps, et donc des dépenses.
- Amélioration de la productivité.
- Réduction des coûts de maintenance en remplaçant les maintenances inutiles par une maintenance prédictive plus efficace et personnalisée.
- Une prise de décision améliorée.
- Possibilité de générer davantage de revenus en monétisant des données, en participant à des plateformes, en augmentant les produits ou en vendant des abonnements.

Inconvénients de l'IoT : IoT facilite grandement le quotidien de nombreuses personnes, que ce soit dans un cadre particulier ou professionnel. Toutefois, elle contient quelques restrictions, à savoir [45] [46] :

- Les pirates peuvent accéder au système et voler des informations personnelles. Étant donné que nous ajoutons autant d'appareils à Internet, il existe un risque que nos informations soient utilisées à mauvais escient.
- Perte de contrôle de nos vies : nos vies seront entièrement contrôlées et dépendantes de la technologie.
- Surutilisation de l'Internet et de la technologie rend les gens inintelligents.
- Les travailleurs non qualifiés courent un risque élevé de perdre leur emploi, ce qui pourrait conduire au chômage. Des caméras de surveillance, des robots, des systèmes de repassage, des machines à laver et d'autres installations intelligentes remplacent les agents de sécurité, les femmes de chambre, les ferrailleurs et les services de nettoyage à sec, etc.

- Il est très difficile de planifier, de créer, de gérer et d'activer une large technologie dans le cadre de l'IoT.

1.3 Fusion d'Informations

La communication continue des objets intelligents génèrent de grosses quantités de données contenant souvent des imperfections (imprécision, incertitude, conflit, etc). Le problème majeur réside dans la manière dont on peut gérer ces informations (analyser, manipuler, transférer...).

Pour cela, nous faisons appel au processus de la fusion qui nous permettra de combiner ce jeu de données massives, multi-sources, hétérogènes et épars, et en avoir d'autres plus fiables pour une meilleure prise de décision. Dans ce qui suit, nous allons définir la fusion d'informations, voir son objectif, son architecture et ses domaines d'applications.

1.3.1 Définition de fusion d'informations

Dans sa définition un peu large, la fusion d'informations est définie comme étant le processus permettant d'obtenir une information aussi sûre et précise que possible dans toutes les conditions d'observation. Mais cette dernière est loin d'être suffisante ou complète. A ce titre, d'autres définitions ont été proposées par plusieurs chercheurs et groupes de travail [6] :

- Le premier groupe de travail : le laboratoire commun de recherche et développement pour les technologies avancées de l'informatique et de la communication (Joint Directors of Laboratories (JDL))³, du département de défense américain, a défini la fusion d'informations dans un cadre fonctionnel comme étant :

«Un processus multi-niveaux et à facettes multiples ayant pour objet la détection automatique, l'association, la corrélation, l'estimation et la combinaison d'informations de sources singulières et plurielles» [47].

- Dans un cadre conceptuel très général, le groupe de travail européen FUSION a défini la fusion d'informations comme étant :

«Un ensemble de techniques qui consistent à regrouper des informations issues de plusieurs sources d'informations et à exploiter l'information regroupée» [6].

3. JDL, est une unité de recherche spécialisée dans le multimédia, la communication et l'interaction homme-machine intelligente. Elle vise les recherches noyaux dans les systèmes multimédia intelligents en réseau large bande et le développement d'applications dans ces domaines.

— Selon "Bloch" [48] :

«**La fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision**» [48].

En résumé, la fusion d'informations est le processus qui permet l'obtention d'une information utile et précise à partir de plusieurs données multisources et hétérogènes.

Un exemple d'un système de fusion d'informations est illustré dans la *figure 1.5*.

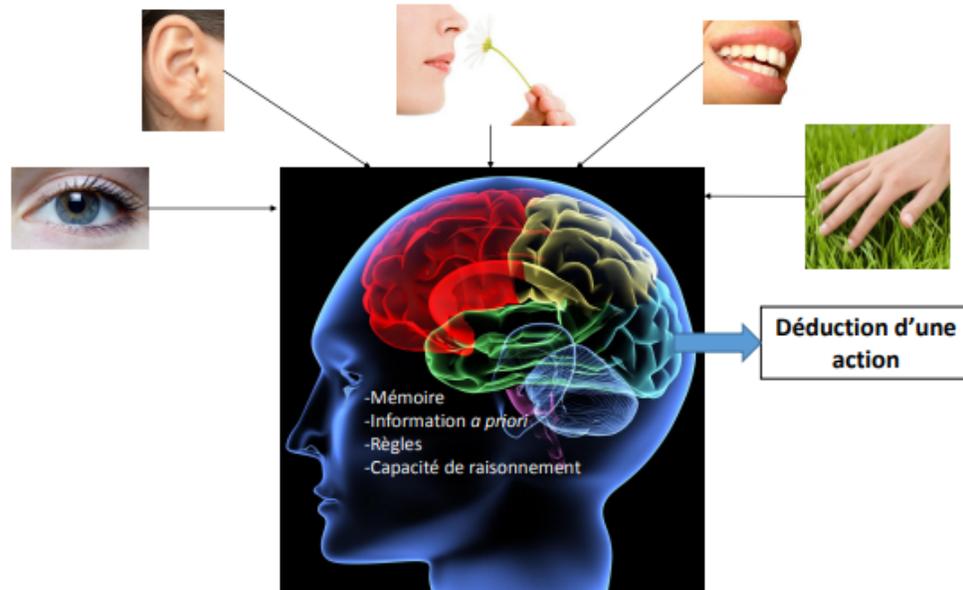


FIGURE 1.5 – Le cerveau humain comme exemple de système de fusion d'informations [5]

1.3.2 Objectifs de fusion d'informations

La fusion d'informations consiste au développement de procédés de combinaison d'informations pour estimer ou prédire des états. Les objectifs principaux qu'elle vise à atteindre sont [7] :

- Affiner ou élargir les connaissances, les informations ou les croyances sur le monde réel.
- Pallier les faiblesses de certaines données avec les points forts des autres,
- Construire un point de vue global sur un monde idéal.
- Mettre à jour, réviser ou rafraîchir l'information sur le monde réel.
- Fournir une information élaborée, dédiée et pertinente vis-à-vis du contexte.
- Réduire l'incertitude sur l'information résultante.
- Améliorer la prise de décision.

1.3.3 Étapes de fusion d'informations

Dans la fusion d'informations, il est plus intéressant d'obtenir à la sortie de la fusion un indice de qualité en plus du résultat issu d'une décision qui dépend de l'application. Cet indice de qualité permettra d'évaluer l'opération de fusion et de compléter les informations supplémentaires. Les connaissances externes au système permettent le choix de la modélisation adéquate pour l'opération de fusion. Les résultats sur les données de l'expert apportent de la connaissance à l'expert qui peut en servir pour une autre application ou pour modifier l'existant.

En général, toute méthode de fusion comprend quatre étapes (voir *figure 1.6*) [6] [7] :

1. **Modélisation** : est la première étape de la fusion d'informations. Elle consiste au choix du formalisme (la représentation des informations à fusionner) qui peut-être guidé par les informations supplémentaires. Cette étape est déterminante puisqu'elle détermine une distribution, une fonction de coût, une formule, etc pour chaque information venant d'une source quelconque.
2. **Estimation** : elle dépend de la modélisation, elle n'est pas systématique mais souvent nécessaire. Par exemple, elle consiste à estimer les distribution de probabilités.
3. **Combinaison** : est l'étape principale, dite "cœur de la fusion". Elle permet de regrouper les données en utilisant différents opérateurs possédant les propriétés de base (l'associativité, la commutativité, l'idempotence ainsi que l'adaptabilité) afin d'obtenir une information d'une meilleure qualité.
4. **Décision** : est la dernière étape du système de fusion où un critère de décision est utilisé pour juger le résultat de la fusion. Le choix du critère se fait en fonction du choix de la modélisation et de la combinaison.

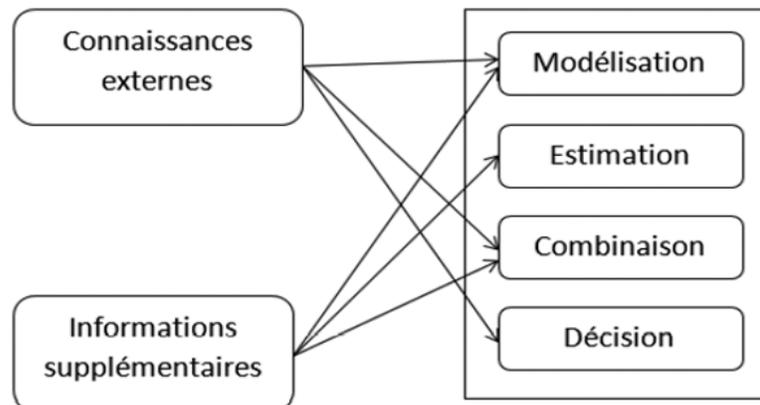


FIGURE 1.6 – Représentation du bloc FUSION [6]

1.3.4 Architecture de fusion d'informations

Une architecture représente la décomposition structurelle d'une tâche à effectuer. Dans la plupart des travaux réalisés, cette décomposition est propre à l'application (robotique, automobile, avionique, spatiale, ...), au processus suivi pour résoudre la problématique. Et selon le domaine, il s'avère utile de choisir la meilleure architecture de fusion du point de vue de performance, temps de calcul, tolérance aux fautes, évolutivité, etc.

Quatre architectures ont été mise en place [5] :

Soient : $Z(k)$: vecteur des observations faites à l'instant k (les informations externes que nous avons observées à ce moment précis).

$X(k)$: état d'intérêt au temps k (ce que le système croit être une bonne représentation du monde à cet instant).

$X(k), P(k)$: prédiction de l'état X à l'instant k .

Remarque 1 *La fonction d'observation est généralement beaucoup moins informative que l'état.*

- **Architecture Centralisée** : dans un système de fusion de données centralisé, les informations des capteurs sont communiquées à une unité centrale qui les traite, comme le montre la *figure 1.7*.

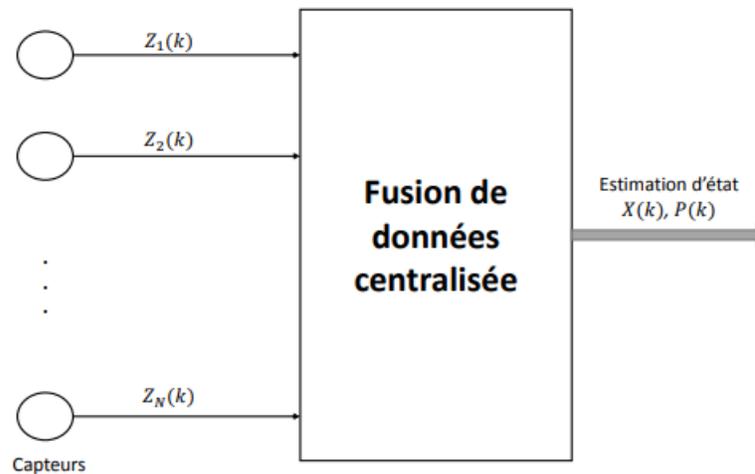


FIGURE 1.7 – Architecture centralisée de la fusion [5]

- **Architecture Hiérarchisée** : l'augmentation de l'intelligence des nœuds de capteurs locaux se traduit naturellement par une structure hiérarchique de l'architecture de fusion.

Nous pouvons distinguer les architectures hiérarchiques à un seul niveau (voir *figure 1.8*) où un seul processeur de fusion est mis en jeu, et les architectures hiérarchiques à plusieurs niveaux (voir *figure 1.9*) où plusieurs unités de fusion sont utilisées.

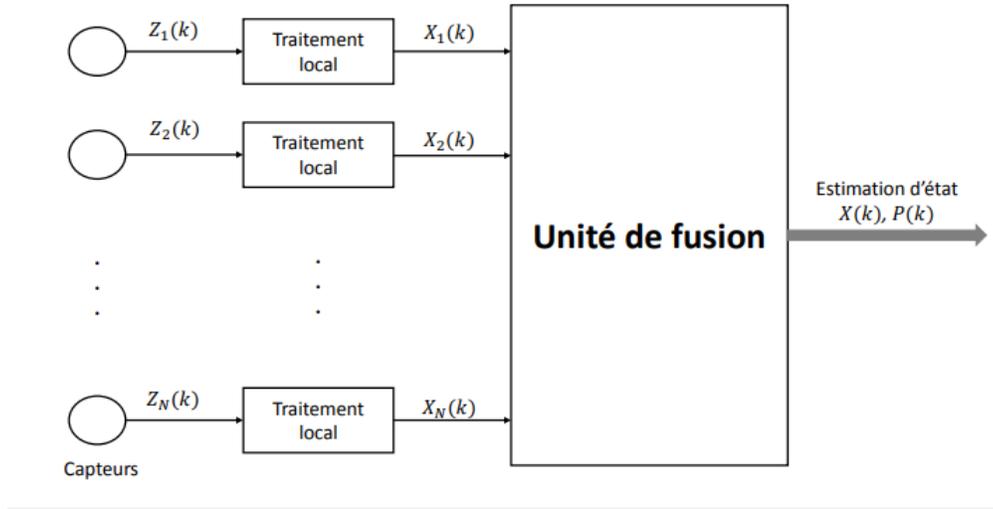


FIGURE 1.8 – Architecture hiérarchique à un seul niveau [5].

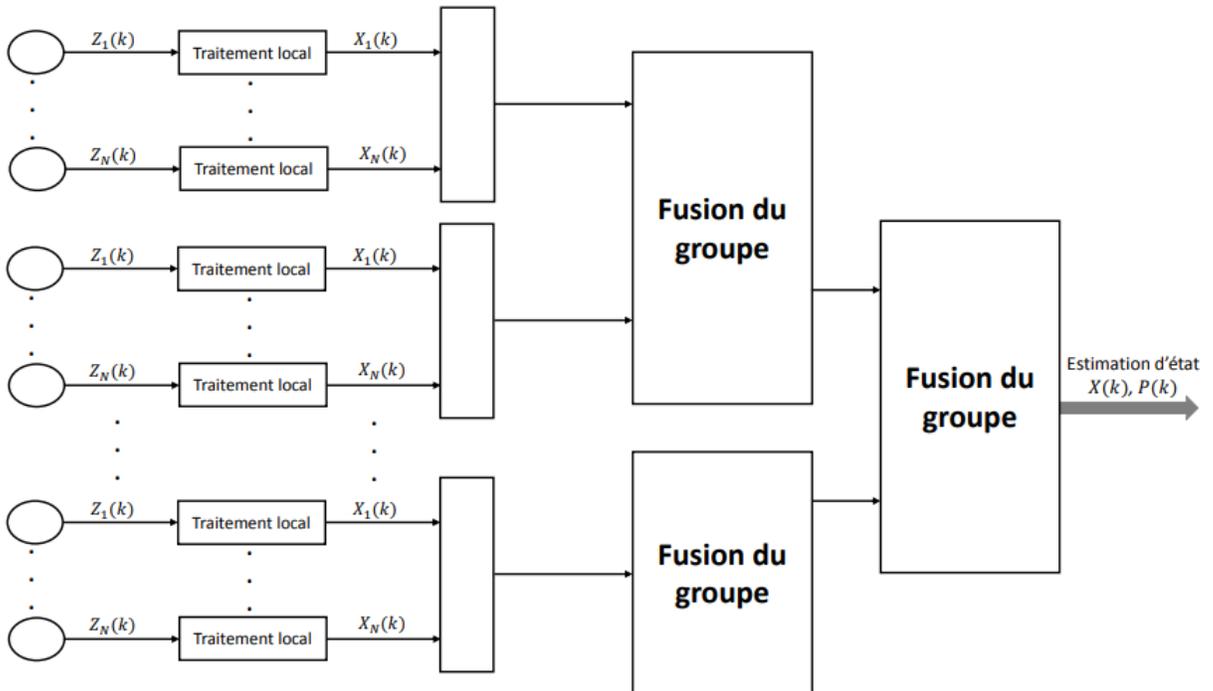


FIGURE 1.9 – Architecture hiérarchique à un deux niveaux [5].

- **Architecture Distribuée** : une architecture distribuée peut être considérée comme étant une architecture hiérarchisée à un seul niveau. Chaque capteur possède un

processeur local qui permet d'extraire l'information utile. L'intérêt est à la fois de transmettre moins d'informations et de réduire la charge de calculs de l'unité centrale. Ce passage à un système plus distribué est motivé par le désir de rendre le système plus modulaire et plus flexible. Aussi, par le fait que les architectures centralisées et hiérarchisées imposent parfois des coûts élevés en terme de communication et de calculs.

- **Architecture Décentralisée** : un système décentralisé, proposé par Durrant-Whyte [49], se compose d'un ensemble de capteurs dont chacun possède son propre processeur local et qui, ensemble, ne nécessitent aucune fusion centrale.

Par conséquent, la fusion se produit au niveau de chaque nœud sur la base d'observations locales et de l'information communiquée par les nœuds voisins. Aucune unité centrale n'est mise en place (voir *figure 1.10*).

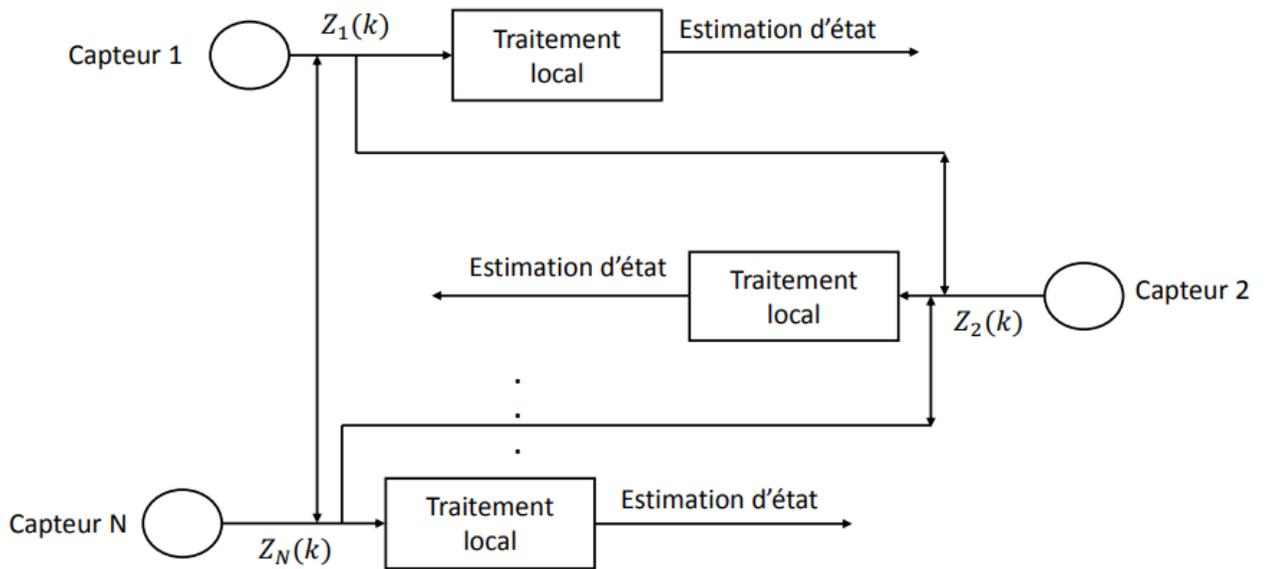


FIGURE 1.10 – Architecture décentralisée de la fusion [7].

1.3.5 Typologie de la fusion d'informations

1.3.5.1 Niveaux de fusion

Différentes classifications en niveaux ont été proposées, chacune reposant sur une approche différente selon le point de vue choisi. B.V. Dasarathy [50] (un expert interna-

tionalement reconnu en fusion d'informations et technologies associées) a proposé trois niveaux de fusion qui sont : les données, les caractéristiques et les décisions comme illustré dans la *figure 1.11* [6].

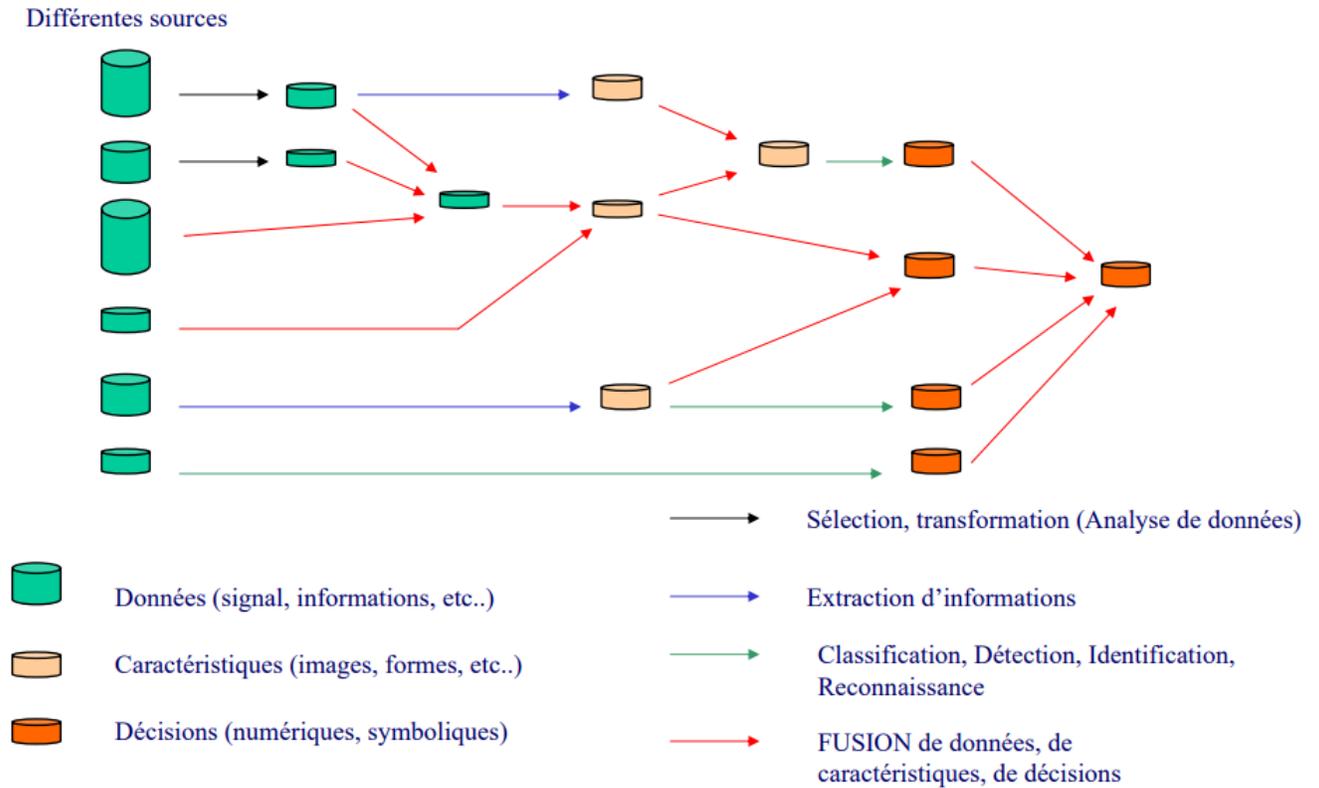


FIGURE 1.11 – Niveaux de la fusion d'informations [8].

1. **Fusion de Données** : aussi appelée fusion de bas niveau. Elle correspond à la fusion d'informations directement en sortie du capteur ou de la source. La donnée est donc, par exemple, un coefficient d'un signal à une fréquence donnée, ou encore un pixel.
2. **Fusion de Caractéristiques** : ou fusion de moyen niveau, est la fusion d'informations extraites des données issues directement de la source. Les caractéristiques sont donc par exemple, les caractéristiques phonétiques de la voix déterminées par un procédé quelconque à partir du signal, ou encore les paramètres de texture d'une image.
3. **Fusion de décisions** : les résultats de différentes méthodes, algorithmes, sources ou classificateurs peuvent souvent être combinés (fusionnés) pour donner des estimations de meilleure qualité que celles qui pourraient être obtenues à partir de n'importe laquelle des sources individuelles seules. Cette fusion est de haut niveau.

Niveau de Fusion	Fusion de Données	Fusion de Caractéristiques	Fusion de Décisions
Paramètres d'Entrée	Signaux, mesures, données.	Fonctionnalités, paramètres.	Symboles, objets, classes d'équivalence.
But	Estimation du signal et des paramètres.	Estimation de caractéristiques.	Classification, reconnaissance de formes.
Niveau d'Abstraction	Faible.	Moyen.	Élevé.
Complexité	Élevée.	Moyenne.	Faible.

TABLE 1.1 – Tableau Comparatif entre différents niveaux de fusion.

1.3.5.2 Types d'informations

L'information peut être caractérisée de trois manières, à savoir : [6] :

- **Numérique** : s'exprime sous forme de nombres (quantitatifs ou qualitatifs).
C'est ce type d'information qui est le plus étudié, particulièrement pour des applications en traitement du signal. Il peut s'agir de l'intensité du signal, de niveaux de gris, de temps d'arrivées, etc.
- **Symbolique** : s'exprime sous forme de symboles, de propositions, taxonomie ou de règles d'associations.
Les informations de type symbolique ont peu été étudiées dans le cadre de la fusion car la formulation des connaissances de l'expert sur les données de ce type et les capteurs est difficile.
- **Hybride** : s'exprime sous forme symbolique codée par des nombres. Ce dernier type est discutable tant qu'il peut être considéré comme un type numérique.

1.3.5.3 Imperfections de l'information

Les approches de fusion d'informations reposent sur une bonne modélisation des imperfections de l'information pour pouvoir en tenir compte le mieux possible. Ci-dessous, les types d'informations imparfaites qui existent [6] [51] :

— **Incertitude** : caractérise le degré de conformité à la réalité d'une information, ou encore l'assurance d'une source en l'information fournie.

Une information incertaine décrit donc une connaissance partielle de la réalité, alors que ce qui est certain entraîne nécessairement la connaissance de toute la réalité.

— **Imprécision** : caractérisée par le contenu de l'information. Elle est relative à la source et l'information où la réalité doit donc être connue ou estimée. À titre d'exemple, disons : cet homme est grand.

L'imprécision mesure un défaut quantitatif de connaissance. Nous pouvons en distinguer deux types : celle avec ou sans erreur.

— **Incomplétude** : est le manque d'informations apporté par la source dû à un défaut d'information ou de modélisation du problème, et qui peut entraîner des incertitudes et des inexactitudes. Elle se mesure par la différence entre la quantité d'information réellement fournie par la source et la quantité d'information que la source doit fournir (en cas de bon fonctionnement ou pour répondre à un problème posé).

— **Conflit** : deux informations ou plus sont en conflit si elles sont contradictoires. Il provient essentiellement de deux situations :

- Les sources d'information ne sont pas fiables.
- Information erronée et peut conduire à une ambiguïté.

— **Ambiguïté** : représente la capacité d'une information à conduire à plus d'une interprétation. Elle peut survenir des imperfections précédentes : à titre d'illustration, des informations qui ne peuvent pas faire la distinction entre deux situations en raison d'imprécisions de mesure.

Par exemple : si la forme d'un avion est trop proche de la forme d'une autre, l'avion peut ne pas être identifiée.

— **Redondance** : des informations ou des sources résultantes de la disponibilité multiple des mêmes informations. La fusion s'appuie sur la redondance des sources pour affirmer une information. Elle permet ainsi de réduire l'incertitude et l'imprécision.

— **Complémentarité** : est une caractéristique des sources qui fournissent des informations à différentes échelles. Ceci est dû au fait qu'il ne renseigne généralement pas sur les mêmes caractéristiques du phénomène observé. Elle est utilisée directement dans

le processus de fusion pour obtenir des informations globales plus complètes et lever l'ambiguïté.

Par ailleurs, l'information peut souvent avoir un caractère évolutif quand elle est remise en cause ou si elle porte sur un monde dynamique.

1.3.6 Domaines d'application de la fusion d'informations

De nos jours, la fusion de données, est devenue primordiale dans les différents secteurs d'activités, à savoir : le domaine militaire, traitement de signal, imagerie satellite et aérienne, imagerie médicale, sonar et radar, la robotique et l'IA, etc. [6]

- **Systèmes de Transport** : il s'agit d'équiper, à titre d'exemple, un véhicule routier de différents capteurs permettant, grâce à la fusion des informations fournies, une détection automatique d'obstacles. Klein [52] a étudié l'application de l'inférence Dempster Shafer à la gestion du trafic de transport et a aidé les gestionnaires de trafic à détecter les incidents et à identifier d'autres événements préoccupants.
- **Traitement d'images** : par exemple, la reconnaissance d'images médicales 3D du cerveau pour la détection d'anomalies. Frederic Maussang [53] dans son étude sur la détection et la classification d'objets enfouis a réussi à concevoir et développer des algorithmes permettant de réduire le nombre de fausses alarmes, générées par les techniques de sonar à antenne synthétiques (des techniques qui utilisent des sonars actifs et leur trajectoire pour former une image haute résolution du fond marin), tout en conservant une bonne détection et éventuellement de classer les objets détectés, grâce à des outils de traitement d'images et de fusion de données basée sur la théorie de l'évidence.

Ceci permet de classer chaque pixel de l'image en "objet" ou "non objet" selon qu'il est supposé appartenir à un objet recherché (mine sous-marine par exemple) ou pas. Le résultat pourra alors être utilisé par un expert afin de l'aider dans sa prise de décision

- **Classification** : citons la classification d'objets sous-marins, de comportements ou de données radar. Par exemple, Alyannezhadi et al [54] ont proposé un algorithme de fusion de données basé sur le clustering afin de traiter l'incertitude et l'incohérence des systèmes inconnus (en anglais, unknown systems, qui sont des systèmes avec un certain nombre de caractéristiques non identifiées ou de modèles mathématiques et dont leur modèles explicites ne sont pas connus).

Cet algorithme comprend trois parties : le clustering, la prédiction et la mise à jour. Il commence par la génération des sous-ensembles de données brutes, puis un

perceptron multicouche (MultiLayer Perceptron (MLP)) est formé avec des données pour optimiser sa capacité de prédiction, pour enfin mettre à jour les résultats de fusion dans l'ensemble du système.

- **Médecine** : elle peut s'agir, par exemple, d'un système d'aide à la décision ou de télésurveillance médicale.

David Bellot [55] dans son étude sur la télémédecine, a proposé des solutions au problème de la fusion de données dans des environnements dynamiques et incertains afin de réaliser un diagnostic et sa mise à jour au cours du temps. Il s'est appuyé sur l'utilisation des modèles à base de réseaux bayésiens dynamiques pour la résolution du problème du monitoring et du diagnostic en continu.

Cette approche propose une classification des sources de données et des capteurs utilisés dans un processus de fusion de données. Elle s'intéresse de plus à la notion de gain qualifié dans un processus de fusion d'information.

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents fondements de l'IoT et de la fusion d'informations qui nous seront utiles dans le reste de ce document. Nous avons vu à travers l'évolution de l'IoT que plusieurs architectures avec différentes caractéristiques sont apparues. De plus, les systèmes à base de l'IoT sont appliqués dans divers domaines. Cependant, l'utilisation d'un grand nombre d'objets intelligents génèrent de grosses quantités d'informations à gérer. C'est ainsi que nous avons également étudié dans ce chapitre la fusion d'informations comme solution à ce problème. Nous avons expliqué le processus de la fusion menant à l'obtention des informations plus fiables à partir des imperfections surgissantes de chaque source en choisissant une parmi les architectures de fusion proposées dans la littérature.

Dans la communauté de l'intelligence artificielle, plusieurs théories ont été proposées pour fusionner les informations en prenant en compte de leurs imperfection de la fiabilité des sources d'informations. Dans le deuxième chapitre, nous aborderons certaines d'entre elles en définissant leurs notions de base, processus de fusion, atouts et faiblesses.

CHAPITRE 2

THÉORIES UTILISÉES DANS LA FUSION D'INFORMATIONS

2.1 Introduction

Les environnements distribués et hétérogènes tels que l'IoT entraînent une quantité immense d'informations qui contiennent souvent des imperfections. Afin de les gérer, la fusion d'informations est mise en application en utilisant différentes méthodes qui permettent d'assurer une fiabilité élevée. Dans ce chapitre, nous nous intéresserons aux trois techniques les plus exploitées, à savoir : les modèles probabilistes, la théorie de DS et la théorie des sous ensembles flous et des possibilités où nous allons définir chaque méthode, citer ses propriétés, quelques règles de combinaison, avantages et inconvénients.

2.2 Modèles Probabilistes

Dans un cadre probabiliste, les imperfections de l'information et les informations elles même sont modélisées à partir de distributions de probabilités ou de mesures statistiques à estimer telle que la quantité d'informations.

2.2.1 Probabilité

Une probabilité est une évaluation du caractère probable d'un événement, elle représente son degré de certitude [56].

2.2.2 Approche Probabiliste

Une approche probabiliste est une méthode utilisant la théorie de probabilités pour prendre en compte les erreurs de mesure, l'incertitude liée à la connaissance d'un phénomène et la simulation des systèmes complexes [57].

2.2.3 Notions de base sur les probabilités

Avant d'entamer le processus de fusion d'informations probabiliste, un rappel sur les notions de base des probabilités est nécessaire [58] :

- **Expérience aléatoire**(ϵ) : est une expérience dont les résultats possibles sont connus sans que l'on puisse déterminer lequel sera réalisé.
- **Univers**(Ω) : ensemble de tous les résultats possibles de ϵ .
- **Évènement Aléatoire X** : une partie de Ω (sous-ensemble de Ω).
- **Résultat élémentaire**(ω) : résultat possible de ϵ , c'est un élément de Ω .

Exemple :

ϵ : jet de deux pièces de monnaie.

Ω : ff, pf, fp, pp.

Pour l'évènement : « obtenir face au premier lancer », $\omega = \text{fp}$ est un résultat possible.

2.2.4 Axiomes fondamentaux des probabilités

Les axiomes (ou les lois) du calcul des probabilités sont les suivants [59]

— **Axiome 1** : $0 \leq P(X) \leq 1, X \in P(\Omega)$.

— **Axiome 2** : $P(\Omega) = 1$.

— **Axiome 3** : $P(\cup_i X_i) = \sum_i P(X_i), \forall (X_i)$ sachant que A_i est mutuellement exclusif.

2.2.5 Probabilité Conditionnelle

C'est la probabilité qu'un événement se produise sachant qu'un autre événement s'est déjà produit. La probabilité conditionnelle de X sachant Y est définie par [60] :

$$P(X|Y) = \frac{P(X, Y)}{P(Y)} \quad (2.1)$$

2.2.6 Théorème de Bayes

Étant donnés X et Y deux ensembles d'évènements, le théorème de Bayes permet de déterminer la probabilité conditionnelle de X sachant Y à partir des probabilités de X , de Y et de Y sachant X , avec la formule suivante [61] :

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X).P(X)}{P(Y)} \quad (2.2)$$

2.2.7 Réseaux Bayésiens

Les réseaux bayésiens initiés par Judea Pearl [62] dans les années 1980 sont des outils pratiques des modèles probabilistes, qui sont exploités pour calculer les incertitudes en utilisant le concept de probabilité comme le montre la figure 2.1. Les réseaux bayésiens permettent de modéliser la connaissance subjective d'un expert et non pas le mode de raisonnement qu'il effectue [63]. En résumé, les réseaux bayésiens sont à la fois [64] :

- Un modèle de représentation des connaissances.
- Une « machine à calculer » des probabilités conditionnelles.
- Une base pour des systèmes d'aide à la décision.

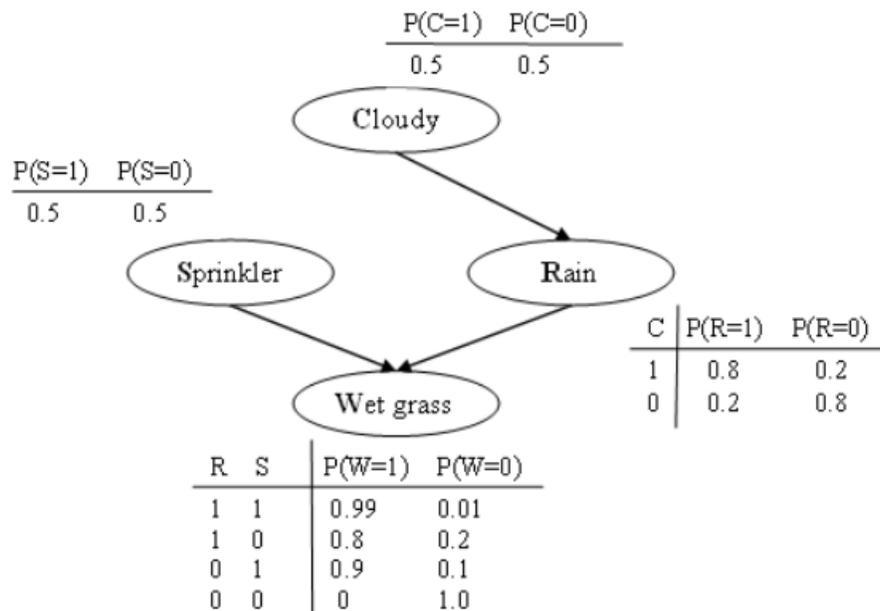


FIGURE 2.1 – Exemple Classique d'un RB [9].

2.2.8 Inférence Bayésienne

L'inférence bayésienne est une technique algorithmique ayant pour but de calculer le degré de confiance à accorder à une hypothèse. Elle est basée sur le théorème de Bayes qui établit les principes de calcul d'une probabilité conditionnelle [65].

Soient : $H_i (i \in [1, n])$: n hypothèses.

$P_k(H_i)$: probabilité d'une hypothèse H_i à l'instant k.

$P_k(x)$: probabilité d'avoir l'état x à l'instant k.

$P_k(x|H_i)$: probabilité conditionnelle de x sachant H_i à l'instant k.

La probabilité de réalisation d'une hypothèse H_i à l'instant k + 1 est donnée par [66] :

$$P_{k+1}(H_i) = P_k(H_i|x) = \frac{P_k(x|H_i)P_k(H_i)}{P_k(x)} \quad (2.3)$$

2.2.9 Processus de Fusion

Le processus de fusion est composé de quatre étapes principales qui sont les suivantes [6] [67] :

- **Modélisation** : cette étape de modélisation se base sur les probabilités conditionnelles et se définit de la manière suivante :

$$M_i^j(x) = p(d_i|S_j) \quad (2.4)$$

Tel que chaque source S_j fournisse une information représentée par la mesure $M_i^j(x)$ sur l'hypothèse H_i (relative à la décision d_i) par rapport à l'observation x.

- **Estimation** : cette étape consiste à effectuer les calculs des distributions de probabilités considérées dans l'étape modélisation en utilisant des algorithmes d'apprentissage.
- **Combinaison** : cette combinaison consiste à déterminer les probabilités $p(d_i|S_1, \dots, S_m)$ qui peuvent être estimées directement au niveau de la modélisation par la règle de Bayes en suivant cette règle :

$$p(d_i|S_1, \dots, S_m) = \frac{\prod_{j=1}^m p(S_j|d_i)p(d_i)}{p(S_j)} \quad (2.5)$$

- **Décision** : utilise des opérateurs tels que : maximum, minimum, moyenne, médiane, oracle, etc afin de combiner les probabilités de chaque source d'information pour avoir la probabilité globale d'obtenir une décision d_i .

De nombreux critères de décision sont possibles, citons le plus employé celui du maximum à posteriori qui consiste à choisir l'hypothèse qui a la probabilité à posteriori la plus élevée. La décision d_k est choisit si :

$$p(d_k|S_1, \dots, S_m) = \max_{i=1, \dots, n} p(d_i|S_1, \dots, S_m) \quad (2.6)$$

2.2.10 Avantages et faiblesses

Avantages : Les principaux intérêts de l'approche bayésienne, plus généralement probabiliste sont [68] [6] :

- Traduction abstraite des comportements ou des quantités mesurées qui peuvent être supposés aléatoires.
- La théorie des probabilités semble adéquate pour prendre en compte l'incertitude des informations.
- Améliorer la robustesse des prévisions et de l'optimisation.
- Effectuer des études de sensibilité en prenant en compte tout le domaine de variation de l'ensemble des paramètres influents en un seul calcul, ce qui n'est pas le cas de l'approche déterministe.

Faiblesses : La théorie des probabilités présente certaines faiblesses comme indiqué ci-dessous [6] [66] :

- Les probabilités représentent essentiellement l'incertitude et très mal l'imprécision, ce qui entraîne souvent une confusion des deux notions.
- Difficulté de modéliser des connaissances qui ne se traduisent pas par des probabilités ou l'absence de connaissances.
- La combinaison est contrainte par les axiomes des probabilités et son utilisation.
- Raisonnement sur des singletons qui représentent les différentes décisions exhaustives et exclusives. Cela ne permet pas de représenter des situations complexes.
- Ce modèle probabiliste ne prend pas en compte la notion d'ignorance sur un phénomène, ce qui conduit parfois à des incohérences ou à des conflits selon la modélisation des hypothèses à adopter.

2.3 Théorie de l'Évidence

La méthode combinée Dempster-Shafer (DS) peut traiter l'incertitude des données provenant de plusieurs capteurs. Elle est largement utilisée dans la fusion d'informations, la détection de défauts, la reconnaissance de formes et la sélection de fournisseurs.

2.3.1 Définition

La théorie des fonctions de croyances, encore connue sous le nom de : théorie de Dempster-Shafer (ou Dempster-Shafer Theory (DST) en anglais), théorie de l'évidence ou modèle des croyances transférables, est une théorie mathématique basée sur la notion de preuves. Elle a été proposée par Dempster en 1967 puis formulée mathématiquement par Shafer en 1976, et a été reprise en 1990 par Smets. Elle permet la modélisation de données qui présentent des imprécisions aussi bien que des incertitudes [69].

2.3.2 Bases Mathématiques

2.3.2.1 Cadre de Discernement

Un cadre de discernement est l'ensemble de toutes les hypothèses possibles du problème. Notons Ω cet ensemble et supposant qu'il est composé de N hypothèses différentes [70] :

$$\Omega = \{H_1, H_2, H_3, \dots, H_N\} \quad (2.7)$$

L'ensemble des *parties* (powerset) de l'ensemble de discernement est l'ensemble qui contient toutes les combinaisons possibles des hypothèses. L'ensemble des parties se définit comme suit [70] :

$$2^\Omega = \{A \mid A \subseteq \Omega\} = \{\emptyset, \{H_1\}, \{H_2\}, \dots, \{H_1, H_2\}, \{H_1, H_3\}, \dots, \{H_1, H_N\}, \Omega\} \quad (2.8)$$

2.3.2.2 Fonctions de Masse

Une fonction de masse connue sous le nom de masse de croyance ou Basic Probability Assignment (BPA), notée m , permet d'associer à chaque élément de l'ensemble 2^Ω une valeur dans $[0, 1]$ comme suit [70] [51] :

$$\begin{cases} m : & 2^\Omega \rightarrow [0, 1] \\ \sum_{A \in 2^\Omega} & m(A) = 1 \end{cases} \quad (2.9)$$

- La masse $m(A)$ représente le degré de confiance affecté à l'hypothèse A . Chaque ensemble $A \subseteq \Omega$ tel que $m(A) > 0$ constitue un élément focal de m . La masse $m(\Omega)$ représente l'ignorance totale.
- Smets définit les deux notions du monde ouvert et du monde fermé comme suit :

- **Monde Fermé** : est un monde où il est impossible d'attribuer une croyance à l'ensemble vide ($m(\emptyset) = 0$).
- **Monde Ouvert** : est un monde où on peut attribuer une croyance à l'ensemble vide ($m(\emptyset) \neq 0$).

2.3.2.3 Transformations de Masse

A partir de la fonction de masse m , nous pourrions déduire d'autres fonctions comme la crédibilité et la plausibilité pour mieux représenter la connaissance.

1. **Crédibilité** : ou belief en anglais, désignée par « Bel », mesure la croyance totale qui peut être attribuée à un élément donné. Elle s'applique dans le centre du monde fermé. Elle se définit par [66] :

$$\forall (A) \in 2^\Omega, Bel(A) = \sum_{B \subseteq A, B \neq \emptyset} m(B) \quad (2.10)$$

2. **Plausibilité** : ou plausibility en anglais, désignée par « Pl », mesure la croyance maximale qui peut être potentiellement attribuée à un élément donné. Elle se définit par [66] :

$$\forall (A) \in 2^\Omega, Pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(B) \quad (2.11)$$

2.3.3 Lois de Combinaison

Il existe plusieurs lois de combinaison des sources, citons :

2.3.3.1 Loi Conjonctive

La loi de combinaison conjonctive de N sources d'informations différentes (S_1, S_2, \dots, S_N) repose sur l'intersection entre les éléments de 2^Ω et se représente comme suit [71] :

$$\forall (A) \in 2^\Omega, m(A) = \sum_{B_1 \cap B_2 \cap B_3 \dots \cap B_N = A} \prod_{j=1}^N m_j(B_j) \quad (2.12)$$

avec A un ensemble d'hypothèses de Ω , B_1, B_2, \dots, B_N des sous ensembles de Ω et m_j l'ensemble des masses.

2.3.3.2 Loi Disjonctive

Dans le cas où une source est considérée fiable alors qu'il existe d'autres sources non fiables, Smets a proposé d'utiliser l'union des hypothèses plutôt que leur intersection. La combinaison de m fonctions de masses m_j est donnée donc pour tout $A \in 2^\Omega$ par [69] :

$$m(A) = \sum_{B_1 \cup B_2 \cap B_3 \dots \cap B_N = A} \prod_{j=1}^N m_j(B_j) \quad (2.13)$$

2.3.3.3 Loi Mixte

La combinaison mixte, comme son nom l'indique, est une alliance entre les 2 combinaisons précédentes. Dubois et Prade ont proposé cette loi pour conserver les avantages des deux lois conjonctive et disjonctive. Cette combinaison est donnée pour tout $A \in 2^\Omega$, $A \neq \emptyset$ par [6] :

$$m(A) = \sum_{B_1 \cap B_2 \cap B_3 \dots \cap B_N = A} \prod_{j=1}^N m_j(B_j) + \sum_{B_1 \cup B_2 \cap B_3 \dots \cap B_N = A} \prod_{j=1}^N m_j(B_j) \quad (2.14)$$

2.3.4 Processus de Fusion

Les quatre étapes du processus de fusion de la théorie de l'évidence sont [51] [66] [72] :

- **Modélisation** : consiste à définir le cadre de discernement qui dépend de l'application et construire l'ensemble des parties 2^Ω .
- **Estimation** : l'affectation des masses aux hypothèses composées augmente la difficulté d'estimation des fonctions de masse.

Généralement, cette estimation se fait en appelant des modèles de transfert des masses initiales sur l'ensemble des hypothèses simples, tels que : le modèle de probabilité inférieure et supérieure de Dempster, le modèle d'estimation par une distance, le modèle de croyances transférables (ou Transferable Belief Model (TBM) en anglais) de Smets, etc. Ce transfert est effectué en introduisant des coefficients de conditionnement ou/et d'affaiblissement sur les fonctions de masses initiales.

- **Combinaison** : cette étape permet l'obtention d'une fonction de masse combinée plus focalisée que les fonctions de masse initiales.

-Plusieurs opérateurs de combinaison ont été proposés dont le plus utilisé est celui de Dempster, aussi appelé somme orthogonale, qui fait la combinaison en affectant

la masse a des propositions dont le nombre d'éléments est plus faible que celui des propositions initiales. Pour deux fonctions de masse de croyance m_1 et m_2 et $B_1, B_2 \in 2^\Omega$, elle s'écrit $m_1 \oplus m_2$ et se calcule de la manière suivante :

$$\forall A \in 2^\Omega \setminus \{\emptyset\}, m_1 \oplus_2(A) = m(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{B_1 \cap B_2 = A} m_1(B_1) m_2(B_2). \quad (2.15)$$

où k représente le degré de conflit entre les fonctions de masse m_1 et m_2 .

- **Décision** : une diversité de règles pour la prise de décision dans la théorie de l'évidence existent, citons par exemple : maximum de crédibilité, de plausibilité, etc.

Le choix de la règle de décision à adopter dépend de l'application étudiée et du résultat désiré ainsi que les attentes des utilisateurs s'ils s'intéressent aux hypothèses simples pour avoir une décision plus précise ou composées pour une décision certaine.

2.3.5 Avantages et faiblesses

Avantages : Parmi les avantages de la théorie des fonctions de croyances, nous citons [51] [66] :

- Raisonnement sur des hypothèses composées, ce qui offre un cadre plus sophistiqué pour le traitement de l'imperfection.
- Quantification du conflit entre les différentes sources, ce qui n'est pas possible avec les autres théories.
- Fusion des sources distinctes qui fournissent des informations formant des cadres de discernement différents mais complémentaires.
- Diminution de l'incertitude sur une prédiction en utilisant la redondance et la complémentarité des sources d'information et cela au cours de l'étape d'agrégation.

Faiblesses : Comme toute autre méthode, cela aussi contient quelques inconvénients qui sont [51] [66] :

- La construction des masses n'est pas automatisable et très dépendante de l'application étudiée.
- Sa complexité est à croissance exponentielle avec la taille du cadre de discernement.
- La théorie de l'évidence est généralement impuissante devant le conflit fort entre les sources.
- La sensibilité de phase de combinaison aux choix de l'opérateur.

2.4 Théorie des sous ensembles flous et des possibilités

La théorie des sous ensembles flous et des possibilités est une autre approche méthodologique importante en fusion d'informations. Elle permet à un ordinateur de modéliser le monde réel de la même manière qu'un humain peut le faire et réduire l'imprécision des informations.

2.4.1 Notions de Base

2.4.1.1 Nombre Flou

Un nombre flou est une généralisation d'un nombre réel régulier dans le sens où il ne fait pas référence à une seule valeur mais plutôt à un ensemble connecté de valeurs possibles où chaque valeur a son propre poids entre 0 et 1 [73] [74].

2.4.1.2 Ensemble Flou

Contrairement aux ensembles classiques portant sur le principe du «tout ou rien», les ensembles flous introduits en 1965 par Zadeh viennent l'améliorer en attribuant un degré d'appartenance à chaque élément d'un ensemble donné, afin de représenter mathématiquement l'imprécision relative à certaines classes d'objets et sert de fondement à la logique floue [75] [76]. Autrement dit, un ensemble flou est une classe d'objets avec un degré continu d'appartenance. Il est caractérisé par une fonction d'appartenance qui se définit comme suit [75] :

Étant donné un ensemble de référence classique X , un sous-ensemble flou A de X est défini par une fonction d'appartenance qui associe à chaque élément x de X , le degré $\mu_A(x)$, compris entre 0 et 1, avec lequel x appartient à A tel que $\mu_A : X \rightarrow [0, 1]$.

Les fonctions d'appartenance sont de différentes formes, nous en citons : triangulaire, trapézoïdale et gaussienne. [77].

Exemple 1 : Si $\mu_A = 0,30$, cela veut dire que :

x appartient à l'ensemble flou A avec un degré d'appartenance de 30%.

Exemple 2 : Supposons que Pierre mesure 1 mètre 62. Cela se traduit en logique floue comme illustré dans la *figure 2.2* par :

— «Pierre est petit» à un degré de 75%.

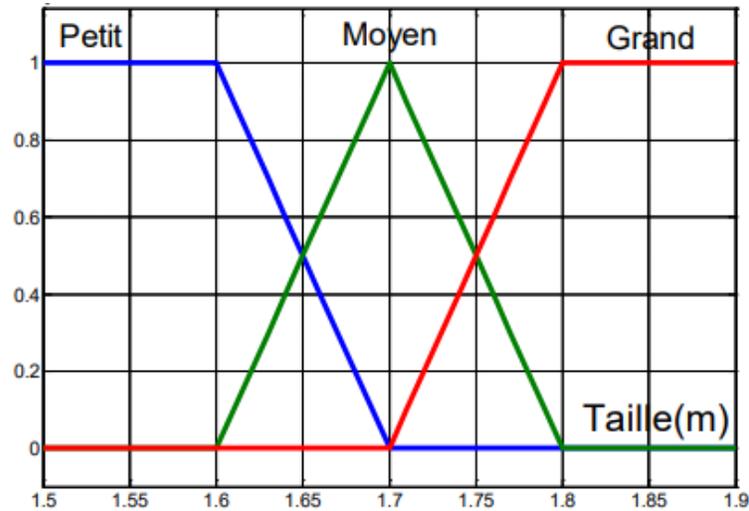


FIGURE 2.2 – Partition floue d’une taille d’une personne [10].

- «Pierre est moyen» à 25%.
- «Pierre est grand» à 0%.

Dans le cas où les informations disponibles ne sont pas suffisantes pour définir l'imprécision par l'ensemble flou classique, nous considérons, de plus du degré d'appartenance, un degré de réjection (non appartenance) de sorte que la somme des deux valeurs est inférieure à un, et forment ainsi ce que nous appelons : les ensembles flous intuitionnistes, introduits par Atanassov [78].

2.4.1.3 Variable Floue

La logique floue est basée sur des variables floues dites variables linguistiques qui sont des variables dont les valeurs sont des mots ou bien des phrases en langage naturel et non pas des nombres. Par exemple : 'Cherifa est vieille'. Par conséquent, pour permettre le traitement numérique, ils doivent être identifiées à l'aide des fonctions d'appartenance [79].

2.4.1.4 Système d'Inférence Flou

Un Système d'Inférence Flou (SIF) est un système logique qui, à partir d'un ensemble de variables et de règles, prendra une décision. Il est composé de trois briques comme l'indique la figure 2.3 [80] [81] :

- **Fuzzification** : est le processus de conversion d'une valeur d'entrée nette en une valeur floue qui est effectuée par l'utilisation des informations de la base des connais-

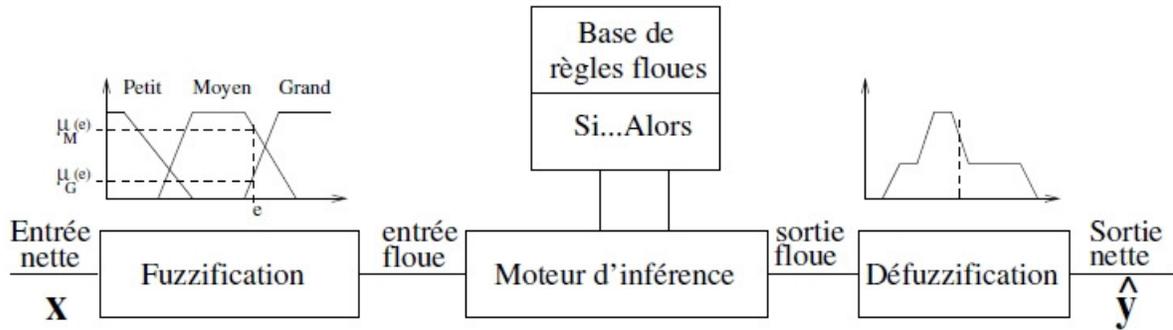


FIGURE 2.3 – Système Flou [11].

sances. Elle détermine donc la mesure d'appartenance d'une donnée d'entrée à chacun des ensembles flous appropriés via les fonctions d'appartenance.

- **Inférence Floue** : est l'outil le plus utilisé dans les applications de logique floue. Il s'agit d'un ensemble de règles définies entre deux sous-ensembles où chaque règle est du type 'Si *condition* alors *conclusion*' et délivre une conclusion partielle qui, ensuite sera agrégée aux autres règles pour fournir une conclusion (agrégation) comme montré dans l'exemple ci-dessous (voir figure 2.4).



FIGURE 2.4 – Inférence Floue [12]

- **Défuzzification** : est l'opération inverse de la fuzzification. Elle permet de passer du monde flou au monde réel en suivant deux étapes :
 1. **Première Étape** : fusionner les variables linguistiques communes à l'aide d'un opérateur de la logique floue choisi par le concepteur du système.
 2. **Deuxième Étape** : trouver la meilleure valeur quantitative en fonction des fonctions d'appartenance des variables linguistiques en appliquant une technique de défuzzification telle que : la méthode de 'centre de gravité'.

2.4.2 Propriétés d'un Sous Ensemble Flou

La fonction d'appartenance permet de définir un certain nombre de caractéristiques des sous ensembles flous comme le montre la *figure 2.5* [82] :

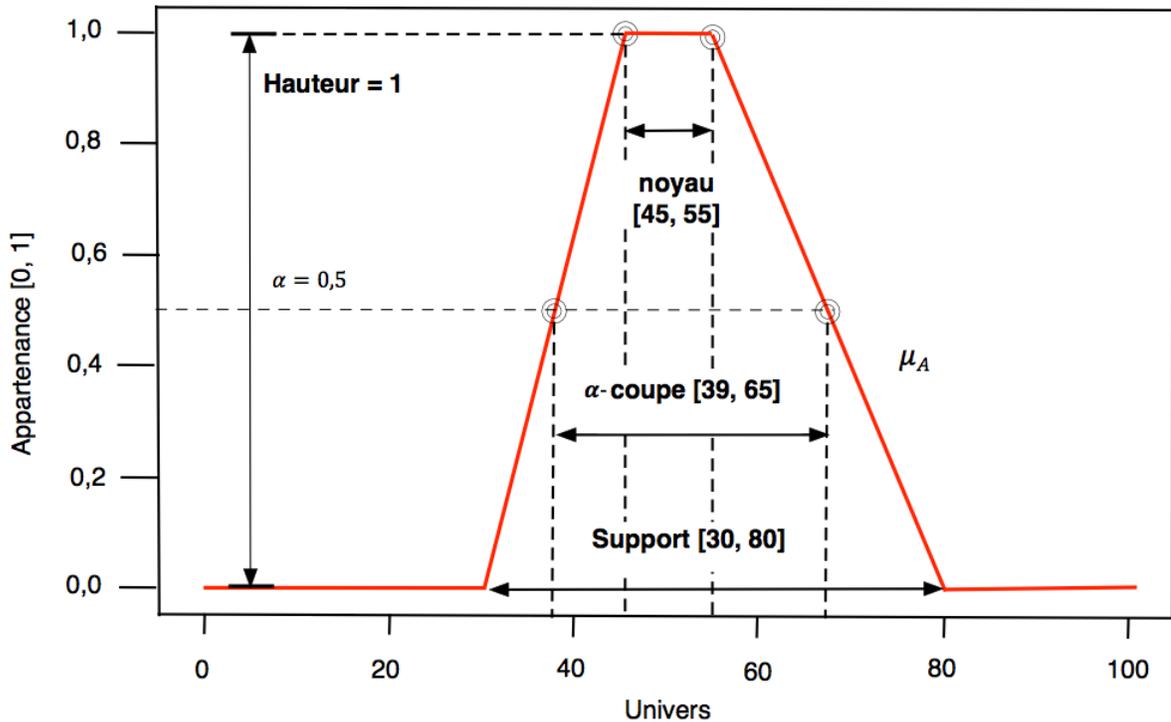


FIGURE 2.5 – Propriétés d'un sous ensemble flou [13]

- **Noyau** : le noyau d'une partie floue A est l'ensemble des éléments appartenant totalement à A, c'est-à-dire dont le degré d'appartenance à A vaut 1.
- **Hauteur** : la hauteur d'un sous ensemble flou A, noté $h(A)$ est la valeur maximale atteinte sur le support de A.
- **Support** : est l'ensemble des éléments appartenant, même très peu, à A c'est-à-dire dont le degré d'appartenance à A est différent de 0.
- **Alpha-Coupes** : une α -coupe d'un ensemble flou A est le sous-ensemble net (classique) des éléments ayant un degré d'appartenance supérieur ou égal à α .
- **Cardinal** : nombre d'éléments que contient un ensemble flou A.

2.4.3 Opérations sur les Sous Ensembles Flous

Étant donné deux sous ensembles flous A et B de X, les opérations de base qui peuvent être appliquées sur les sous ensembles flous sont les suivantes [73] :

- **Égalité** : A et B sont égaux si leurs fonctions d'appartenance prennent la même valeur pour tout élément de X. $A = B$ si et seulement si :

$$\mu_A(x) = \mu_B(x) \forall x \in X \quad (2.16)$$

- **Inclusion** : A est inclu dans B, on note $A \subseteq B$, si leurs fonctions d'appartenance sont telles que :

$$A \subseteq B \text{ si et seulement si } \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad (2.17)$$

- **Intersection** : l'intesection de deux sous-ensembles A et B de X est le sous-ensemble C, que l'on note $A \cap B$, tel que :

$$\forall x \in X, \mu_C(x) = \mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad (2.18)$$

- **Union** : l'union de deux sous-ensembles A et B de X est le sous-ensemble D, que l'on note $A \cup B$, tel que :

$$\forall x \in X, \mu_D(x) = \mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\} \quad (2.19)$$

- **Addition** : noté $A + B$, et exprimée par la formule suivante :

$$A + B = \{\langle x, \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) \rangle | x \in X\} \quad (2.20)$$

- **Multiplication** : noté $A.B$, et exprimée par la formule suivante :

$$A.B = \{\langle x, \mu_A(x) \cdot \mu_B(x) \rangle | x \in X\} \quad (2.21)$$

- **Complément** : le complément A^c d'un sous-ensemble A de X est défini comme le sous ensemble de X de fonction d'appartenance :

$$\forall x \in X, \mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (2.22)$$

- **Différence** : la différence de deux ensembles A et B dans X est l'ensemble flou $A - B = A \cap B$ dont la fonction d'appartenance est :

$$\mu_{A-B}(x) = \min\{\mu_A(x), 1 - \mu_B(x)\} \quad (2.23)$$

2.4.4 Théorie des Possibilités

La théorie des possibilités est présentée comme un cadre alternatif pour représenter des informations incertaines. Elle est étroitement liée à la théorie des sous ensembles flous introduite précédemment. Elle permet d'évaluer le niveau de certitude d'une information : la possibilité et la nécessité.

2.4.4.1 Définition

La théorie des possibilités a été introduite en 1978 par L. A. Zadeh, en liaison avec la théorie des sous-ensembles flous, pour permettre de raisonner sur des connaissances imprécises ou vagues, en introduisant un moyen de prendre en compte des incertitudes sur ces connaissances [83].

2.4.4.2 Mesure de Possibilité

Soient : Ω l'univers de discours, \emptyset l'ensemble vide, I un ensemble d'indices, X un ensemble de référence fini, nous attribuons à chaque sous-ensemble V de X un coefficient entre 0 et 1 évaluant à quel point un évènement $\forall A_i$ est possible : $\Pi : V \rightarrow [0, 1]$ tel que [66] [6] :

$$\begin{cases} \Pi(\Omega) = 1 \\ \Pi(\emptyset) = 0 \\ \forall I \subset \mathbb{N}, \forall A_i \subseteq X, i \in I, \Pi(\bigcup_{i \in I} A_i) = \sup_{i \in I} \Pi(A_i) \end{cases} \quad (2.24)$$

2.4.4.3 Mesure de Nécessité

La nécessité d'un évènement est définie comme la mesure de l'impossibilité de l'évènement contraire. Sa valeur indique le degré de certitude avec lequel un évènement sera réalisé : plus ce degré est proche de 1, plus il est certain que cet évènement sera réalisé [84] [85].

Une mesure de nécessité N est une fonction définie sur l'ensemble des parties de X , l'évaluation de la probabilité de l'évènement X 'P(X)' à valeurs dans $[0,1]$ telle que [85] :

$$\begin{cases} N(X) = 1, \\ N(\emptyset) = 0, \\ \forall A_i \in P(X), \text{ pour } i = 1, 2, \dots, N(\bigcap_{i=1,2,\dots} A_i) = \inf_{i=1,2,\dots} N(A_i) \end{cases} \quad (2.25)$$

2.4.4.4 Distribution de Possibilité

Nous définissons la distribution de possibilité π associée à un évènement A telle que π corresponde à la fonction d'appartenance de A et satisfasse la condition de normalisation suivante : la borne supérieure de π (notée sup) doit vérifier $\sup_{x \in X} (\pi(x)) = 1$. Cette condition stipulant qu'au moins un élément de X est possible [85].

2.4.4.5 Opérateurs de Combinaison

En théorie des possibilités, Dubois donnait naissance à une multitude d'opérateurs de combinaison permettant d'assurer la fiabilité des sources, à titre d'exemple : les opérateurs maximum pondéré et minimum pondéré [86]. Nous supposons que pour chaque source S_j est attaché un degré de fiabilité $\lambda_j \in [0, 1]$. Une condition de normalisation est imposée sur les degrés de fiabilités telle que : $\max_{j=1,\dots,m} \lambda_j = 1$ [66].

- **Opérateur de combinaison Maximum Pondéré** : l'opérateur de combinaison maximum pondéré est définie par :

$$\pi(x) = \max_{j=1,\dots,m} \min(\pi^j(x), \lambda_j) \quad (2.26)$$

- **Contrepartie Minimum Pondéré** : la contrepartie minimum pondéré est définie par :

$$\pi(x) = \min_{j=1,\dots,m} \max(\pi^j(x), 1 - \lambda_j) \quad (2.27)$$

2.4.5 Processus de Fusion

Le processus de fusion de la théorie des sous ensembles flous et possibiliste se fait de la manière suivante [66] [6] [51] :

- **Modélisation** : la modélisation par la théorie des possibilités consiste à déterminer les différentes hypothèses qui constituent l'univers de discours Ω . Pour chaque source S_j , le degré de possibilité qu'une hypothèse corresponde à une observation, noté M_i^j exprimé par :

$$M_i^j(x) = \mu_i^j(x) \quad (2.28)$$

où $\mu_i^j(x)$ représente le degré d'exactitude de la décision d_i prise pour l'observation x selon la source S_j .

- **Estimation** : consiste à estimer des fonctions d'appartenances ou des distributions de possibilités en exploitant les connaissances vagues de la répartition des observations pour une décision donnée ou par utilisation des méthodes d'apprentissage.
- **Combinaison** : de nombreux opérateurs (conjonctifs, disjonctifs ou de compromis) de fusion permettant la combinaison des fonctions d'appartenance ou des distributions de possibilités ont eu lieu tels que les opérateurs T-normes, T-conormes prenant en compte des mesures de conflit ou de fiabilité des sources.

Le choix du type d'opérateur peut se faire selon le comportement général de l'opérateur, selon les propriétés désirées ou encore selon son comportement dans des situations de conflit.

- **Décision** : une fois les informations issues des sources sont combinées, la décision se fait par la maximisation de la possibilité ou de la nécessité. Ainsi, nous choisirons la décision d_k si :

$$\mu_k(x) = \max \mu_i(x), i = 1, \dots, n \quad (2.29)$$

2.4.6 Avantages et faiblesses

Avantages : Parmi les atouts qu'offre la théorie des sous ensembles flous et possibiliste, nous trouvons [66] :

- Les variables utilisées sont similaires à la façon dont les humains pensent, ce qui ne nécessite pas d'équations analytiques complexes et rend facile la modélisation.
- Prototypage rapide : le designer n'a pas besoin de connaître tout à propos du système avant de commencer.
- Plus robuste : plus facile à mettre au point en changeant les fonctions d'appartenances.
- Offrir une grande flexibilité dans le choix des opérateurs de combinaison des sources d'information.

Faiblesses : Malgré les bienfaits de cette méthode, elle génère quelques inconvénients [66] :

- Le choix d'un opérateur adéquat à une application donnée des fonctions d'appartenance et des distributions des possibilités en fonction des sources d'information et des connaissances que l'on dispose sur chacune n'est pas aisé.

- Système d'explications limité d'où il est toujours nécessaire de consulter des experts.
- Problème de saturation si les fonctions d'appartenance ne sont pas bien définies.

2.4.7 Résumé des différentes étapes du processus de fusion des trois méthodes citées précédemment

Ci-dessous un tableau récapitulatif des étapes de la fusion par les trois méthodes étudiées précédemment comme le montre le tableau 2.1.

Théorie	Mesure de confiance $M(x \in X)$ et Règle de Combinaison	Critère de Décision	Points Forts et Points Faibles
Probabilités	-Probabilité $P(x \in X)$. -Règle de Bayes.	Map ,rapport de vraisemblance.	Prend en compte l'incertitude mais très mal l'imprécision.
Évidence	-Crédibilité $Cr(x \in X)$ et plausibilité $Pl(x \in X)$. -Règle de Dempster.	Maximum de crédibilité , maximum de plausibilité, règle absolue, etc.	Quantification du conflit. Complexité élevée.
Ensembles Flous et Possibilités	-Appartenance $\mu(x \in X)$, possibilité $\Pi(x \in X)$ et nécessité $N(x \in X)$. -Règles conjonctives, disjonctives et mixtes.	Maximum de possibilité.	Prototypage rapide mais système d'explications limité.

TABLE 2.1 – Tableau Récapitulatif des différentes étapes de fusion des trois méthodes citées précédemment.

2.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en exergue les principes de base des trois méthodes de fusion d'informations à savoir probabiliste, fonctions de croyance, sous ensembles flous et possibiliste ainsi que leur processus d'agrégation. L'étude de ces techniques a révélé que le choix d'une approche par rapport aux autres pour un domaine d'application particulier dépend de plusieurs facteurs, notamment, de la nature de l'information à modéliser, des imperfections que cette information peut présenter, de la fiabilité des sources à fusionner, etc. En effet, un choix hasardeux peut conduire à des résultats non satisfaisants.

Dans le cadre de l'IoT, ces approches ont été largement utilisées principalement pour assurer la crédibilité des données provenant de plusieurs objets intelligents en rédui-

sant les imperfections le maximum possible. Le chapitre suivant présentera un état de l'art des travaux réalisés de la fusion d'information dans l'IoT.

CHAPITRE 3

ÉTAT DE L'ART SUR LA FUSION DE L'INFORMATION DANS L'IOT

3.1 Introduction

Comme souligné dans le premier chapitre, la fusion d'informations peut être une solution intéressante pour certaines problèmes posés dans les systèmes de l'IoT, à l'instar de la gestion de la quantité énorme de données générées par les objets intelligents en réduisant les informations transmises et en améliorant la prise de décision.

Sans vouloir être exhaustif, ce chapitre présente en premier lieu les travaux réalisés dans l'IoT à base de la fusion d'information dans différents domaines d'application, ensuite donne une comparaison de ces travaux, puis énumère les opportunités et les défis relatifs à la fusion d'information dans l'IoT.

3.2 Travaux sur la fusion d'informations dans l'IoT

Dans la littérature, plusieurs chercheurs ont abordé cette thématique. A titre d'illustration :

3.2.1 Une approche de fusion de données contextuelle pour la santé-IoT

- **Mots Clés** : fusion de données, sensibilisation au contexte, santé, Internet des objets.
- **Auteurs** : "Zartasha Baloch", "Faisal Karim Shaikh", "Mukhtiar Ali Unar".

— **Résumé :**

Zartasha Baloch et al [14] dans leurs recherches sur la fusion de données contextuelles pour la santé-IoT, ont amélioré le système de soin classique par l'introduction du "contexte" qui s'agit des données concernant l'environnement extérieur à savoir : sa température, l'emplacement de ses objets, ..etc dans le but de mieux comprendre la situation du patient. Leur approche consiste à non seulement fusionner les signaux vitaux (fréquence de pouls, pression artérielle,...) captés, mais aussi les informations contextuelles qui permettent aux applications de santé de réagir dans le cas d'urgence.

Cette approche se divise en trois grandes parties majeures, comme montré dans la *figure 3.1* :

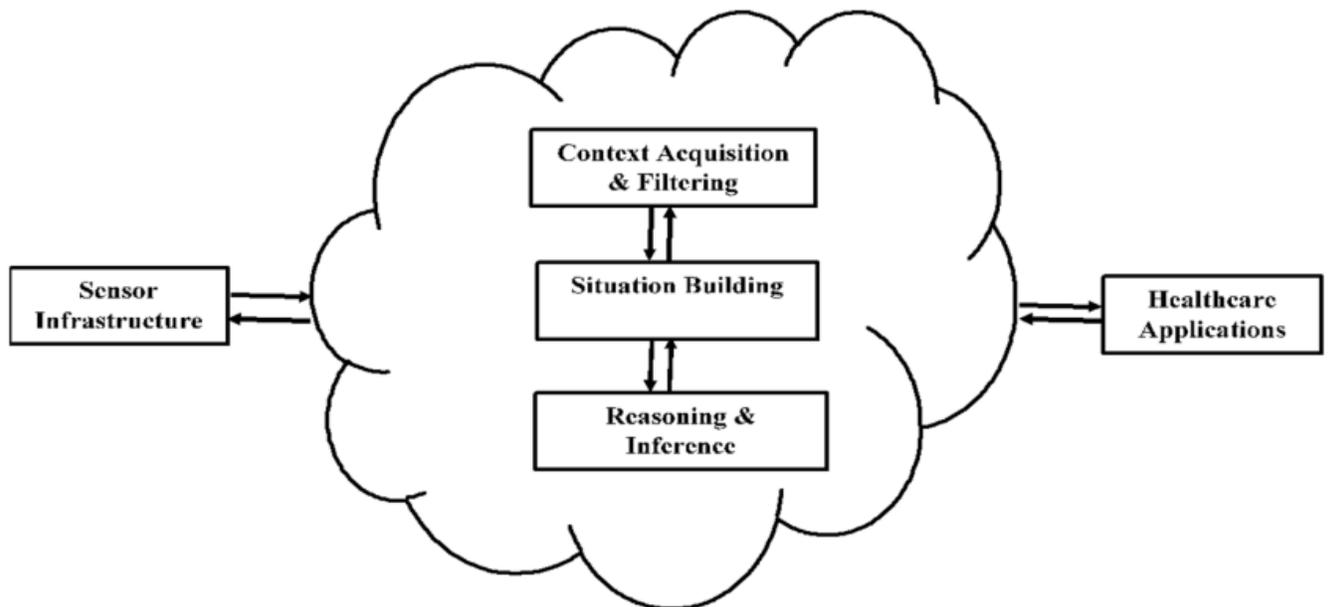


FIGURE 3.1 – Une approche de fusion de données contextuelle pour l'IoT de santé [14].

- **Acquisition** : est la phase de collecte, de prétraitement et de combinaison de données qui a comme but l'extraction des informations contextuelles, l'élimination du bruit et d'autres valeurs aberrantes de mesure et la combinaison de ces données à l'aide d'un algorithme de fusion.
- **Reconstruction de la situation** : ce niveau présente une image virtuelle des objets avec leur position et leur relation. Il se concentre sur l'analyse des différentes situations des patients pour valider les données actuelles et prévoir les développements futurs en s'appuyant sur leurs données historiques.

- **Raisonnement et Inférence** : qui met en évidence l'interaction avec les différents éléments du système et aide à augmenter ses performances et le processus de décision.

3.2.2 Sur la connaissance du contexte pour la fusion de données multicateurs dans l'IoT

- **Mots Clés** : système sensibles au contexte, fusion de données multicateurs, théorie Dempster-Shafer, IoT.
- **Auteurs** : "Shilpa Gite" et "Himanshu Agrawal".
- **Résumé** :

Toujours, autour de la fusion de données dans le contexte de l'IoT, "Shilpa Gite" et al [15] ont travaillé sur la fusion de données multi-capteurs du fait de l'existence de capteurs à faibles coûts qui n'aboutissent pas à des informations précises et fiables s'ils agissent indépendamment.

Une approche intelligente de la fusion de données sensorielles provenant de plusieurs capteurs pour les systèmes sensibles au contexte (l'emplacement des objets ou de la personne, des informations sur l'heure, l'activité ou l'environnement, l'identification de la personne, etc.) intitulée MSDF pour Multi Sensors Data Fusion en anglais, a été construite en intégrant la notion d'intelligence à ces données de capteurs fusionnées à l'aide de la Théorie de Dempster-Shafer (DST en anglais).

Ce processus consiste en cinq étapes essentielles qui sont : la collection de données, le filtrage, l'analyse de la situation, la prise de décision et l'inférence intelligente comme illustré dans la *figure 3.2*. Cette dernière fait appel à la DST qui permet de combiner les données redondantes multi capteurs afin de réduire l'incertitude globale et ainsi fournir des informations plus précises pour la prise de décision.

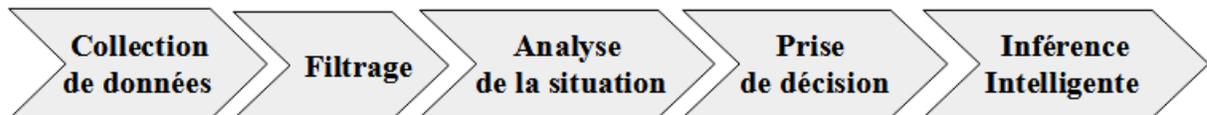


FIGURE 3.2 – Approche Intelligente MSDF (Multi Sensors Data Fusion) [15].

3.2.3 DFIOT : Fusion de données pour l'Internet des objets

- **Mots Clés** : réseaux de capteurs sans fil, théorie de Dempster-Shafer, gestion des conflits, consommation d'énergie, affectation de probabilité de base, distance de similarité, preuves pondérées, réseaux de communication pour les données.
- **Auteurs** : "Sahar Boulkaboul" et "Djamel Djenouri".
- **Résumé** :

Une nouvelle méthode de fusion de données pour l'Internet des objets, appelée DFIOT, a été proposée dans cet article par Djenouri et al [87], qui prend en compte la fiabilité et les conflits entre chaque appareil du réseau et combine des règles basées sur l'attribution de probabilités de base (BPA pour Basic Probability Assignment, en anglais) pour représenter des informations incertaines ou pour quantifier la similitude entre deux ensembles de croyances.

Elle se base sur la théorie de Dempster-Shafer et un algorithme pondéré adaptatif qui accorde à chaque source de données un poids décrivant son degré de confiance, et ceci en considérant la durée de vie de l'information, la distance séparant les capteurs et les entités, et la réduction des calculs afin d'assurer une fiabilité, précision et gestion de conflit maximale.

3.2.4 Approche de fusion de données spatio-temporelle

- **Auteur** : "Dina Fawzy", "Sherin Moussa" et "Nagwa Badr".
- **Résumé** :

Dina Fawzy et al [88] proposent, dans cet article, une approche de fusion de données spatio-temporelles surnommée «STDF» pour SpatioTemporal Data Fusion basée sur l'IoT pour l'agrégation de données entrantes et sortantes (DAI-DAO pour DAta In-DAta Out) de bas niveau en temps réel.

Ce système fonctionne en introduisant 2 couches :

- **Première couche (gestionnaire de fonctionnalités de données basé sur l'IoT)** : elle s'effectue après l'acquisition de données IoT et a comme but de garantir leurs fiabilité, qualité et fraîcheur et réduire leur volume à l'aide d'une technique d'échantillonnage en clusters.
- **Deuxième couche (gestionnaire de fusion de données basé sur l'IoT)** : une combinaison k-means clustering est utilisée pour l'analyse spatiale de chaque source et une agrégation temporelle à l'aide de la technique Tiny AGgregation

(TAG) a été faite afin de maintenir la fusion spatio-temporelle des données au niveau du serveur de traitement.

STDF offre des performances optimales pour la fusion de données IoT volumineuses où elle a réduit le volume de données IoT de 95% en moyenne et le temps de traitement de 80% en moyenne, avec un niveau de précision moyen de 90% pour le plus grand ensemble de données utilisé.

3.2.5 Modélisation de la qualité d'informations dans l'IoT

— **Auteur** : "M. MAMBE Digrais Moïse".

— **Résumé** :

Pour une prise de décision efficace dans les environnements intelligents, une modélisation de la qualité de l'information dans l'IoT est nécessaire.

De ce fait, M.MAMBE [16] donne lieu à deux propositions basées sur la théorie de Dempster-Shafer :

- Une nouvelle mesure d'incertitude : étendue à partir des deux mesures du modèle Dempster-Shafer "Deng" et "Zhou et al" [16] qui présentent des insuffisances au niveau du cadre de discernement (aussi appelé FOD pour Frame of Discernment, en anglais) telles que la non variation de ce dernier ou encore la non prise en compte de l'échelle de celui-ci, cette proposition prend en compte l'ensemble des parties du FOD et résout ainsi le problème de perte d'informations généré par les deux mesures précédentes.
- Une approche, intitulée "ABC_IoT" : qui sert à étudier la véracité des données multi sources. Elle est basée sur l'entropie des croyances pour résoudre le problème des informations contradictoires et incertaines dans un environnement IoT, et de garantir une fiabilité maximale.

La modélisation se fait en 7 étapes comme le montre la *figure 3.3* :

- **Initialisation** : est une méthode consistant à déterminer les degrés de croyances de chaque source d'information captée.
- **Quantification de l'incertitude** : l'obtention d'un meilleur coefficient d'affaiblissement en utilisant de la nouvelle mesure d'incertitude.
- **Estimation de la fiabilité** : vérification de la véracité des informations issues de chaque source en utilisant la matrice de distance de "Jousselme".

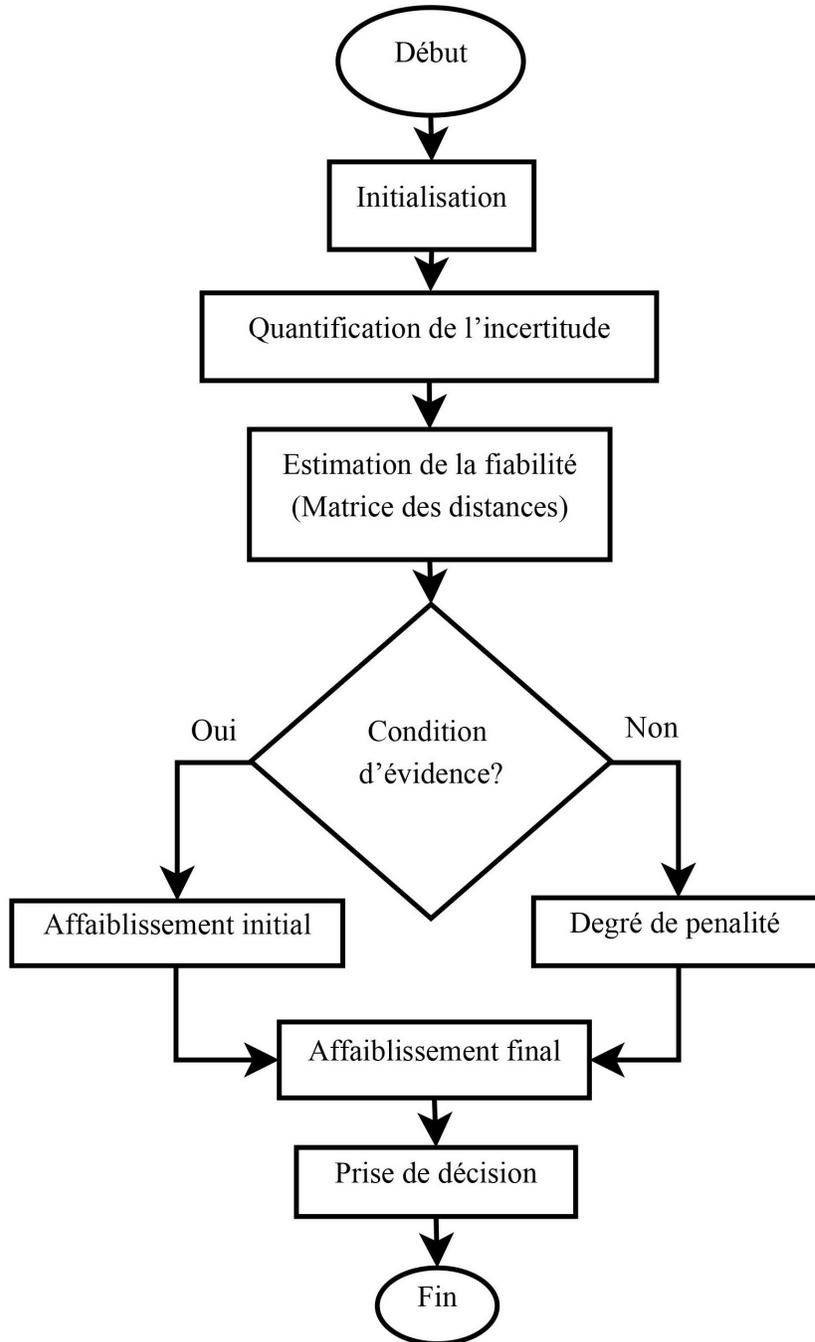


FIGURE 3.3 – Logigramme de l'ABC_IoT [16].

- **Condition d'évidence** : établir le rapport entre la fiabilité relative et globale.
- **Affaiblissement Initial** : précision d'un degré de confiance ou d'un coefficient d'affaiblissement initial en tenant compte de la condition d'évidence.
- **Affaiblissement Final** : détermination d'un coefficient d'affaiblissement final.

- **Prise de décision** : aide à la décision à travers la combinaison proprement dite des masses affaiblies à partir de la combinaison conjonctive de Dempster-Shafer.

Après expérimentations, l'ABC_IoT présente de meilleurs résultats aussi bien, par rapport aux méthodes issues du framework de Dempster-Shafer qu'à des méthodes récentes de découverte de vérité.

3.3 Analyse comparative de quelques approches de fusion d'informations dans l'IoT

Nous avons réalisé une étude comparative entre les différentes approches de fusion d'informations appliquées dans le contexte de l'IoT des travaux présentés dans la section précédente. Le *tableau 3.1* présente les résultats de cette étude en mentionnant la méthode utilisée, ses avantages et ses inconvénients.

Même si ces travaux arrivent à améliorer soit la prise de décision, soit la fiabilité ou la précision des données, les systèmes utilisés présentent, néanmoins, une lourdeur dans les traitements ou une consommation d'énergie plus importante. En outre, dans le premier et le dernier travail, certains aspects de l'imperfection ne sont pris en compte tels que l'incertitude ou la mutli-modalité, respectivement.

Travaux	Théorie /Architecture Utilisées	Avantages	Inconvénients
Fusion de données contextuelle pour l'IoT de Zartasha Baloch et al [14]	-Théorie Probabiliste. -Architecture Hiérarchique à plusieurs niveaux.	— Répond aux problèmes d'exactitude et fiabilité des données.	— Grande consommation d'énergie à cause des diverses communications et calculs s'effectuant sur les capteurs.
DFIOT de Djenouri et Boulkaboul [87]	-Théorie de l'Évidence. -Architecture Hiérarchique à un seul niveau.	— Fiabilité maximale. — Meilleure gestion de conflits. — Haute précision.	— Non prise en compte des données sauvegardées. — Lourde interaction avec le système vu la non disposition d'un assistant virtuel qui permet de le faire. — Non possibilité de prendre des décisions autonomes.
STDF de Dina Fawzi et al [88]	-Théorie Probabiliste. -Architecture Décentralisée.	— Réduction de temps de traitement à 80%. — Haute précision qui atteint 90%. — Réduction de la taille de données à 95%.	— Non considération des fonctionnalités multimodales des données IoT variables.
ABC_IoT de M. MAMBE Digrais Moïse [16].	-Théorie de l'Évidence. -Architecture Hiérarchique à deux niveaux.	— Assure une meilleure prise de décision. — Fait face aux problèmes d'incertitude et conflits.	— Incertitude non quantifiée et donc un apprentissage d'erreurs inefficace des applications IoT lors d'utilisation des techniques d'apprentissage. — Insécurité des sources d'informations.

TABLE 3.1 – Tableau comparatif de quelques approches sur la fusion de données dans l'IoT

3.4 Opportunités et Défis

L'extraction d'informations fiables et précises est essentielle car les données de mauvaise qualité peuvent affecter négativement le résultat de l'opération globale de fusion des données.

Les opportunités et les défis liés à la fusion d'informations sont les suivants [89] :

3.4.1 Opportunités

1. **Filtrage des données** : est nécessaire pour rendre les données bruyantes et imprécises plus intelligentes, décisives, sensibles et précises.
2. **Analyse des données** : l'analyse des données fusionnées doit être précise pour fournir un service rapide.
3. **Consommation d'énergie** : la fusion et la classification des données doivent être efficaces pour augmenter la durée de vie des réseaux de capteurs sans fil (WSN pour Wireless Sensors Network) en supprimant les valeurs aberrantes et les données redondantes.
4. **Sécurité** : l'opération de fusion de données doit être effectuée en tenant compte du problème de sécurité qui masque et crypte les informations.
5. **Connaissances et prise de décision** : la fusion d'informations doit aider à extraire des connaissances à partir de données multi-sources pour prendre des décisions précises.

3.4.2 Défis

— **Analyse de données multivariées** :

en raison de la complexité des données, l'analyse et la visualisation des données multivariées sont impératives. Les environnements IoT sont hétérogènes en raison de sources de données et d'appareils disparates. Il existe une étude assez limitée sur la covariance et l'analyse multivariée des données du capteur. L'efficacité de la détection des valeurs aberrantes multivariées distribuées doit également être améliorée en termes de communication de données et d'efficacité énergétique.

— **Optimisation avec un modèle d'apprentissage automatique :**

les chercheurs ont proposé d'utiliser le langage de programmation fonctionnel 'Ecological Metadata Language (EML) ' ¹ pour réduire considérablement le temps de calcul de la formation.

- Préservation de la vie privée et haute précision dans les maisons intelligentes.
- Confidentialité de l'emplacement dans les transports intelligents.
- Amélioration de la qualité de capteurs.
- Comment équilibrer les coûts de communication et les frais généraux de calcul pour la fusion de données est toujours un problème ouvert, qui est fortement lié à des scénarios d'application concrets. Cependant, en raison de la capacité limitée des nœuds de capteur, la fusion a un impact sur la durée de vie de la batterie du capteur et peut entraîner des performances insatisfaisantes.
- La fusion de données hybride nécessite encore des recherches supplémentaires. Les données multi-capteurs sont toujours impliquées dans la fusion des données pour améliorer la fiabilité du résultat de la fusion. Mais il pose deux nouveaux défis :
 - Une modalité différente complique la fusion des données.
 - Des taux d'échantillonnage différents rendent difficile la fusion des données.

Les méthodes de fusion hybride peuvent aider à choisir la meilleure méthode pour fusionner les données dans chaque modalité. De plus, elles peuvent résoudre le problème de la fusion des données à différentes fréquences d'échantillonnage.

1. EML, est un standard de métadonnées développé par et pour la discipline de l'écologie. Il définit un vocabulaire complet et une syntaxe de balisage XML lisible pour documenter des données de recherche dans les sciences de la terre et de l'environnement spécifiquement et ce, pour répondre aux besoins de documentation des données des chercheurs qui souhaitent documenter, conserver et partager ouvertement les données et les résultats.

3.5 Conclusion

Nous avons présenté dans cet état de l'art quelques travaux existants dans la littérature reliés à notre thématique de recherche qui ont révélé que l'application de la fusion d'informations à l'IoT améliore la qualité de l'information et ainsi la prise de décision.

Dans le dernier chapitre qui suit, nous évoquerons notre contribution apportée à la combinaison d'informations dans un réseau étendu d'objets connectés sur le phénomène des inondations. Nous introduisons les principales causes et conséquences de ce fait naturel, expliquerons le choix de la technique de fusion maniée et nous proposons une mise en application de notre opérateur amélioré afin de montrer la validité et la fiabilité de cette recherche.

CHAPITRE 4

PRÉDICTION DES INONDATIONS EN UTILISANT UN OPÉRATEUR AMÉLIORÉ EN FUSION FLOUE

“He, who knows, does not predict.

He, who predicts, does not know.”

—Lao Tzu.

4.1 Introduction

Avec la croissance des objets connectés, le monde numérique d’aujourd’hui ne cesse de générer des quantités immenses d’informations venant sous différentes natures qui doivent être traitées afin d’extraire de la valeur dont nous aurons besoin pour prendre une décision sur une problématique concrète particulière. Quel que soit le type d’erreurs qu’elles peuvent engendrer ou le type d’imperfection qu’elles contiennent, l’utilisation de la fusion d’informations reste une technique très importante pour relever ce genre de défis. Parmi les théories qui ont été adoptées dans ce sens, on trouve les sous-ensembles flous et les possibilités. Cette théorie a été appliquée, notamment, en ingénierie de contrôle, théorie de la décision, systèmes experts, robotique et bien d’autres.

Dans ce chapitre, nous mettrons en œuvre cette technique sur le phénomène naturel des inondations, nous expliquerons ensuite la procédure de fusion suivie dans le but de gérer le danger causé, puis nous donnerons un aperçu sur les logiciels et la machine utilisés et nous finirons par la mise en pratique de l’opérateur de fusion que nous avons amélioré pour prédire le risque d’inondation dans des régions différentes tout au long de

la journée.

4.2 Problématique

La nature s'affiche partout au sommet de son art : elle nous a déjà envoyé quelques avertissements ! Ces dernières années il y a eu beaucoup d'inondations catastrophiques : en 2022 au Pakistan par exemple, après des pluies diluviennes, un tiers de la population se retrouve sous les eaux (33 millions de personnes ont été touchées) et près de 900 établissements de santé sont endommagés selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) [90] [91]. Qu'elle soit pluviale, fluviale ou côtière, les causes principales d'inondation peuvent être :

- Ruptures de barrages ou de digues.
- Fortes précipitations : elles peuvent être causées par des pluies, des tempêtes tropicales ou des ouragans.
- Fonte de la neige en haute montagne.
- Destruction des forêts.

Tout cela entraîne la perte de grandes quantités de biens matériels, des dommages aux terres agricoles, augmente le risque de maladies féco-orales, etc. comme le montre la figure 4.1.

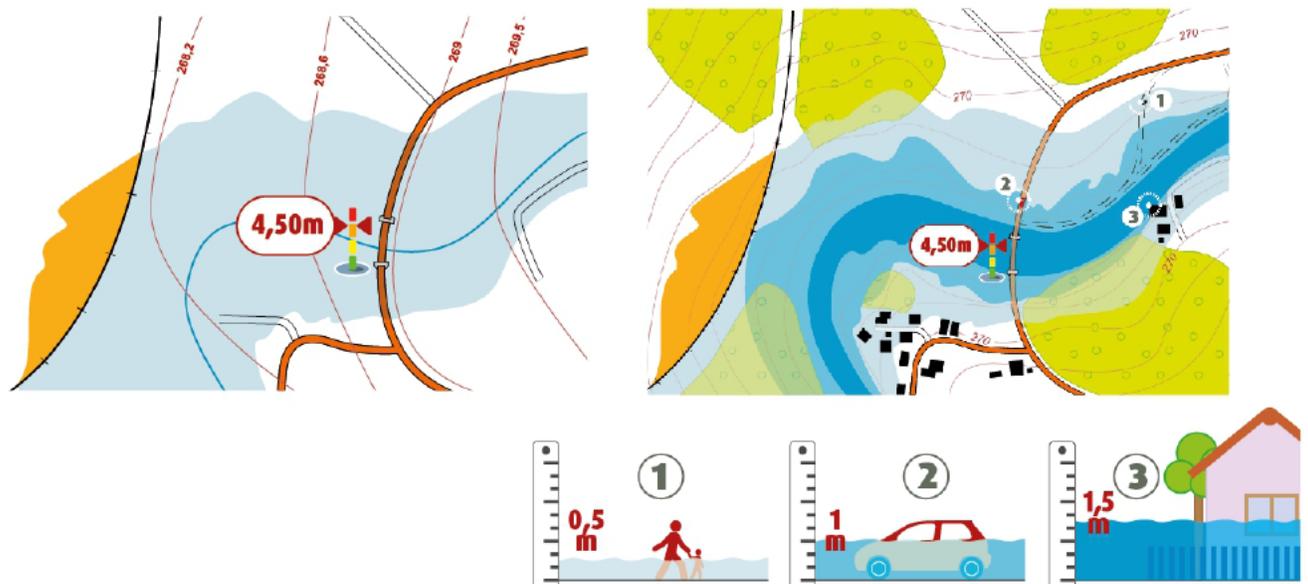


FIGURE 4.1 – Quelques conséquences des inondations [17].

La réduction des dégâts causés par les inondations est une tâche complexe qui nécessite une prédiction temps réel dans le but de faire face aux risques engendrés et pouvoir ainsi protéger des populations de différentes régions d'être noyées.

Partons dans le principe que le niveau d'eau d'une région (rivière, barrage,...) est suivi par divers capteurs qui par, un mauvais placement ou mauvais contrôle peuvent donner des informations imparfaites conduisant par la suite à une prise de décision défectueuse, le phénomène d'inondation exige une détection de risques très rapide en terme de temps puisque chaque seconde que nous perdons : pourra coûter la vie très chère. L'observation d'une même région par différents capteurs mène souvent vers une contradiction entre les informations collectées dont dépend la prise de décision. De plus, elles sont souvent imprécises voire floues, ce qui signifie que la prédiction urgente des inondations est une décision de conflit floue.

Pour assurer l'obtention d'une valeur précise (dans notre cas, niveau d'eau précis qui reflète la réalité), nous utiliserons le processus de fusion d'informations à base de la théorie des sous-ensembles flou et des possibilités. Dans l'étape de la combinaison des informations, nous allons appliquer un opérateur de combinaison amélioré que nous allons introduire dans la section suivante.

4.3 Approche de fusion d'informations floue proposée

La solution au problème de prévention du risque d'inondation en utilisant les sous-ensembles flous nécessite plusieurs étapes. Premièrement, sélectionner les caractéristiques ou les facteurs qui peuvent nous aider à détecter le risque d'inondation. Ensuite, récupérer les mesures fournies par les capteurs hétérogènes déployés dans l'environnement qui surveillent les facteurs sélectionnés. Afin de pouvoir manipuler des mesures avec des unités différentes, nous devons les transformer en degrés d'appartenance dans notre cas de modélisation floue. Afin de ne transmettre toutes les mesures à la station principale, nous procédons à la combinaison par région pour avoir une décision locale, et une combinaison globale afin d'avoir une décision finale. L'approche proposée comporte les étapes suivantes (voir figure 4.2) :

4.3.1 Initialisation

Les prévisions d'inondation nécessitent plusieurs types de données. Nous prenons en compte, pour chaque région, les données suivantes : niveau d'eau (ou Water Level (WL))

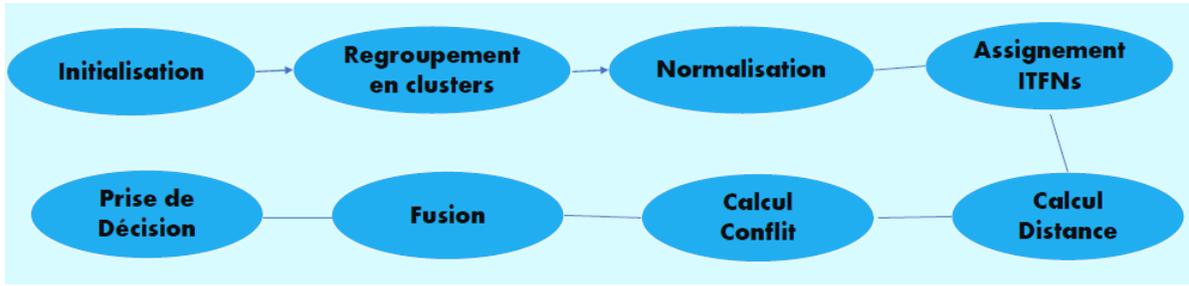


FIGURE 4.2 – Schéma des étapes de l'approche proposée.

en anglais), taux de pluie (ou RainFall (RF) en anglais) et la vitesse du vent (Wind Speed (WS) en anglais). Donc, cette étape consiste à déterminer quotidiennement le niveau d'eau WL, le taux de pluie RF et la vitesse du vent WS de plusieurs régions où sont déployé des nœuds capteurs intelligents. Nous supposons qu'un nœud capteur est doté de capteurs permettant de mesurer WL, RF et WS.

4.3.2 Répartition en groupes

Nous supposons qu'un nœud capteur peut couvrir une région d'une superficie connue i.e. tous ces capteur ont une même capacité de couverture. Nous répartirons, en groupes (clusters), les informations WL, RF et WS captées par chaque nœud capteur déployé sur une région particulière.

4.3.3 Normalisation des données

Étant donné que les unités de mesures des trois facteurs WL, RF et WS diffèrent, nous avons été amenés à les mettre sur la même échelle $[0, 1]$, tel que 0 représente le danger maximal et 1 correspond à aucun risque. Cette transformation permet de conserver la même distribution générale et les mêmes ratios que les données sources pour pouvoir au final les fusionner et prendre une décision dans le cadre des sous-ensembles flous.

La normalisation a été faite selon équation suivante :

$$(X_i) = \frac{1}{1 + \sqrt{X_i}} \quad (4.1)$$

où $i \in [0, 24]$ (la prévention se fait pendant 24h) et X_i le résultat de normalisation des taux de pluie ou des valeurs de niveau d'eau à l'indice i .

La formule choisie est due au fait que les informations réelles sont dans la plupart du temps à forme non linéaire et pour assurer que l'évolution du conflit se fait au fur et

à mesure que le risque d'inondation évolue : plus le conflit se rapproche de 0, plus nous nous rapprochons du danger.

4.3.4 Assignement des nombres flous intuitionnistes trapézoïdaux

Le problème de décision d'urgence ci-dessus est difficile à résoudre à l'aide de la théorie des sous ensembles flous classiques car d'une part elle n'utilise qu'un seul degré d'appartenance et d'autre part elle ne permet pas de traiter plus de deux aspects d'informations (fiabilité, pertinence, originalité, accessibilité, etc). Pour remédier à ces insuffisances, Atanassov [78] a proposé le concept d'ensemble flou intuitionniste et d'ensemble flou intuitionniste à valeur d'intervalle (Interval Value Intuitionistic Fuzzy (IVIF) en anglais) en ajoutant un paramètre de non-appartenance et un degré d'hésitation.

Un nombre flou intuitionniste trapézoïdal (Intuitionistic Trapezoïdal Fuzzy Number (ITFN) en anglais) \hat{a} est défini à l'aide d'une fonction d'appartenance trapézoïdale selon la formule suivante [92] :

$$\hat{a}_i = ([a_i, b_i, c_i, d_i], [\underline{\mu}_i, \bar{\mu}_i], [\underline{v}_i, \bar{v}_i]) \quad (4.2)$$

Avec : $a_i, b_i, c_i, d_i \in \mathbb{R}$, μ : degré d'appartenance et v : degré de rejection.

Algorithm 1 Assignement des ITFNs

Require: Les informations du vent de chaque région tout au long des 24h de la journée.

Require: i : heures de prédiction.

Require: $a_i, b_i, c_i, d_i \in R$

Require: u : degré d'appartenance, v : degré de rejection.

Ensure: Faire appel à l'équation 4.2

Générer des nombres aléatoires entre 0 et 1 si la somme du degré d'appartenance + degré de rejection à l'indice i .

if $(\underline{\mu}_i + \underline{v}_i \leq 1)$ and $(\bar{\mu}_i + \bar{v}_i \leq 1)$ **then**

 retourner le résultat de l'équation 4.2

else

 Refaire les étapes précédentes.

end if

Pour ce qui est de notre phénomène, trois critères (attributs) influençant l'augmentation du niveau d'eau dans une région ont été initiées : le taux de pluie (en mm), la vitesse du vent (en km/h) et le temps (en h). Notons que le taux de pluie est en relation directe avec le niveau d'eau (ce qui signifie que l'augmentation du niveau d'eau de ce dernier dépend de l'accroissement du taux de la pluie), nous les prenons comme (abscisse,

ordonnée) de représentation d'une région (point) particulière au fil du temps. Quand à la vitesse du vent et le temps qui augmenteront le conflit et participent à des changements climatiques respectivement, nous leur assignerons des nombres flous trapézoïdaux intuitionnistes afin de faciliter les calculs pour une prise de décision efficace.

4.3.5 Calcul de distance entre ITFNs

La distance utilisée est un cas particulier de la distance de Hamming. Soient \hat{A}_1 , \hat{A}_2 deux nombres flous intuitionnistes trapézoïdaux qui définissent le temps et le vent respectivement, la mesure de similarité entre \hat{A}_1 et \hat{A}_2 repose sur le calcul de la distance entre ces deux nombres et se calcule comme suit [92] :

$$d(\hat{a}_1, \hat{a}_2) = \frac{1}{16} [|(2 + \bar{\mu}_1 - \underline{v}_1 + \underline{\mu}_1 - \bar{v}_1)a_1 - (2 + \bar{\mu}_2 - \underline{v}_2 + \underline{\mu}_2 - \bar{v}_2)a_2| + |(2 + \bar{\mu}_1 - \underline{v}_1 + \underline{\mu}_1 - \bar{v}_1)b_1 - (2 + \bar{\mu}_2 - \underline{v}_2 + \underline{\mu}_2 - \bar{v}_2)b_2| + |(2 + \bar{\mu}_1 - \underline{v}_1 + \underline{\mu}_1 - \bar{v}_1)c_1 - (2 + \bar{\mu}_2 - \underline{v}_2 + \underline{\mu}_2 - \bar{v}_2)c_2| + |(2 + \bar{\mu}_1 - \underline{v}_1 + \underline{\mu}_1 - \bar{v}_1)d_1 - (2 + \bar{\mu}_2 - \underline{v}_2 + \underline{\mu}_2 - \bar{v}_2)d_2|] \quad (4.3)$$

4.3.6 Calcul de conflit

Nous distinguons deux types de conflits intra-cluster et inter-clusters.

Conflit intra-cluster

Ce conflit est noté $\Phi(\hat{A}_{i_1}, \hat{A}_{i_2})$, il s'agit du conflit calculé entre les éléments d'une région dans le même groupe et se mesure en utilisant la distance définie auparavant, l'entropie de Shanon H_j et le poids w_j du j^{em} attribut de décision par la formule ci-dessous [92] :

$$w_j = (1 - H_j) / (n - \sum_{j=1}^n H_j) \quad (4.4)$$

$$H_j = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left(1 - \frac{\underline{\mu}_j^i + \bar{\mu}_j^i}{2} - \frac{\underline{v}_j^i + \bar{v}_j^i}{2} \right) \quad (4.5)$$

$$\Phi(\hat{A}_{i_1}, \hat{A}_{i_2}) = \sum_{j=1}^n w_j \cdot d(\hat{a}_j^{i_1}, \hat{a}_j^{i_2}) \quad (4.6)$$

Algorithm 2 Calcul Conflit Intra-Clusters $\Phi(\hat{A}_{i_1}, \hat{A}_{i_2})$

Require: d : distance calculée, H_j et w_j .

Ensure: Faire appel à l'algorithme 4.6

for j allant de 1 à n **do**

 Calculer w_j selon l'équation 4.4

 Calculer H_j selon l'équation 4.5

 Calculer Conflit Intra-Clusters selon l'équation 4.6

end for

Retourner le résultat de l'équation 4.6

Conflit inter-clusters

Ce conflit est noté ρ^k , il s'agit du conflit calculé entre les éléments d'une même région deux à deux captés par différents capteurs au même instant et se mesure en appliquant la formule 4.8 [92] :

$$C_{n_k}^2 = n_k \cdot (n_k - 1) / 2 \quad (4.7)$$

$$\rho^k = \frac{1}{C_{n_k}^2} \sum_{i_1, i_2=1; i_1 > i_2}^{n_k} \phi(\hat{A}_{i_1}, \hat{A}_{i_2}) \quad (4.8)$$

Algorithm 3 Calcul Conflit Inter-Clusters ρ^k

Require: Conflit intra-clusters 4.6.

Require: k : numéro du cluster, m : nombre de clusters, n_k : nombre d'éléments d'un cluster k , C_k : un cluster k .

Require: $C_{n_k}^2$.

for k allant de 1 à m **do**

 Calculer 4.7

 Calculer 4.8

end for

4.3.7 Opérateur de Fusion

La phase combinaison dans n'importe quel processus de fusion d'informations se réalise à l'aide d'un opérateur de fusion ayant un domaine de définition compris entre $[0, 1]$. Il est à noter qu'à part les opérateurs mathématiques classiques (moyenne arithmétique, maximum, minimum, médian...), il en existe d'autres en logique floue dont les plus connus sont [93] :

- **Normes triangulaires (ou T-normes)** : ce sont des opérateurs conjonctifs, généralement utilisés quand toutes les sources sont supposées fiables. Nous citons comme exemple : le minimum et le produit.

- **Conormes triangulaires (ou T-conormes)** : ce sont des opérateurs disjonctifs utilisés quand il existe au moins une source fiable. La plus connue des t-conormes est le maximum.
- **les connectifs mixtes ou connectifs mixtes de compensation** : nous parlons aussi d'opérateurs hybrides. Il s'agissent de combinaisons linéaires ou non linéaires de t-normes et de t-conormes. Le but de ces alliations est de combiner les propriétés des t-normes et des t-conormes en faisant varier le ou les paramètres de la combinaison.
- **Uninormes** : il s'agit d'opérateurs commutatifs, associatifs et possédant un élément neutre $\in [0, 1]$ que l'utilisateur peut, dans la plupart des cas, fixer a priori. Dans la pratique, une uninorme est souvent définie par une t-norme sur l'intervalle $[0, e]$ et par une t-conorme sur l'intervalle $[e, 1]$. A titre d'exemple, l'opérateur moyenne triple Π ($M3\Pi$) développé par Yager et Rybalov [94] [95] en 1998.

Notre approche est basée sur l'amélioration de l'opérateur uninorme $M3\Pi$. Un tel choix a été pris du fait que :

- Les T-normes ne sont pas destinées que pour traiter les informations fiables.
- Les T-conormes suscitent au moins une information fiable, ce qui peut ne pas être le cas dans la réalité.
- Il est un opérateur mixte qui, donc, peut tirer profit des points forts des deux opérateurs et les exploiter à son avantage.
- L'opérateur $M3\Pi$ possède, contrairement aux autres, une caractéristique intéressante qui modélise le comportement humain, celle du renforcement total. Un opérateur est dit **totalement renforcé** s'il est renforcé positivement et renforcé négativement. En d'autres termes, nous avons [95] :

— D'une part, un ensemble de résultats élevés se renforcent ou se corroborent mutuellement pour rendre plus affirmative l'information obtenue que n'importe lequel des résultats individuels seuls. (Positivement renforcé)

— D'autre part, un ensemble de résultats faibles se renforcent mutuellement afin de rendre l'information résultante plus déconfirmante que n'importe lequel des résultats individuels seuls. (Négativement renforcé)

Par exemple, dans le diagnostic médical, l'apparition d'un certain nombre de symptômes indicatifs d'une maladie nous rendra plus confiants dans le diagnostic d'un patient comme ayant la maladie que n'importe quel symptôme seul, tandis que l'absence d'apparition de l'ensemble de ces symptômes nous rendra plus confiant dans le diagnostic d'un patient comme n'ayant pas la maladie que l'absence d'un symptôme seul.

Comme mentionné précédemment, les informations issues de l'observation d'une même région par divers capteurs peuvent être conflictuelles. Leur combinaison dans le but de trouver une solution au problème de prévention de risque d'inondation nécessite une amélioration de l'opérateur choisit puisqu'il ne prend pas en considération le conflit entre les sources. En conséquence, nous proposons une version évoluée de l'opérateur $M3\Pi$ qui sera nommée $M3\Pi C$ (C pour le conflit entre sources). Cette amélioration, obtenue en posant comme critère primordial l'addition d'une valeur de **conflit** et en confectionnant plusieurs essais tout en inspirant des autres opérateurs déjà existants dans la littérature, citons celui de Florea et al. [71], permettra de gérer le conflit et la fiabilité des sources avec la possibilité d'être mise en application pour des systèmes temps réel.

L'opérateur $M3\Pi C$ (voir formule 4.10) est défini à partir de l'opérateur $M3\Pi$ (voir formule 4.9) [93] :

$$M3\Pi = \frac{\prod_{j=1}^n (x_j)^{1/n}}{\prod_{j=1}^n (x_j)^{1/n} + \prod_{j=1}^n (1 - x_j)^{1/n}} \quad (4.9)$$

$$M3\Pi C = \frac{M3\Pi * sum}{M3\Pi * card - k^2 + (k/2)} \quad (4.10)$$

Avec $M3\Pi$: le résultat de l'opérateur de fusion, sum : la somme des éléments à fusionner, card : nombre d'éléments à fusionner et k : la valeur du conflit inter-clusters calculée.

Algorithm 4 Fusion des informations selon l'opérateur flou proposé $M3\Pi C$

Require: Les informations de chaque région.

Require: Le résultat de l'opérateur de fusion $M3\Pi$.

Require: sum : la somme des éléments à fusionner et card : nombre d'éléments à fusionner.

Require: k : la valeur du conflit inter-clusters calculée.

for i allant de 1 jusqu'à 24h **do**

 Calculer le conflit inter-cluster suivant la formule 4.8

 Faire appel à l'opérateur défini dans l'équation 4.10

end for

Retourner la liste fusionnée.

4.3.8 Prise de décision

Après avoir obtenu les valeurs fusionnées de chaque région durant 24h, nous pourrions décider si nous sommes en face d'un risque d'inondation ou pas en fixant un seuil significatif de sorte que :

1. Si valeur fusionnée \leq seuil : nous se rapprochons de plus en plus du danger et dans ce cas, une équipe de travail devra intervenir immédiatement afin d'arrêter l'accumulation de dégâts.
2. Si valeur fusionnée $>$ seuil : l'état du niveau d'eau est stable à l'heure actuelle et ne nécessite aucune intervention.

Remarque 1 *Il n'est pas possible de fixer un seuil unique et universel pour délimiter chaque type de zone inondée puisque chaque région a ses propres caractéristiques topologiques et topographiques. Un grand nombre d'études pour développer des approches de sélection d'un seuil critique servant de support à la gestion du risque d'inondation ont été réalisés mais malgré cette volonté affichée, l'accès rapide aux données nécessaires reste pas atteint. Le seuil recherché peut-être compris entre la taille de la résolution et la surface du bassin versant, comme il peut être fixé à partir des graphiques obtenus lors de l'expérimentation (niveaux d'eau en fonction des taux de pluie). On obtient alors une visualisation en forme de coude, sur laquelle le nombre optimal du seuil est le point représentant la pointe du coude.*

Algorithme résumant le fonctionnement de la solution proposée

Algorithm 5 Prédiction du risque d'inondation dans différentes régions

Require: Informations collectées WL, RF et WS de chaque région.

Ensure: Intervenir à temps dès qu'une inondation est déclarée.

Regroupement des informations obtenues précédemment selon chaque capteur installé.

Normalisation des informations suivant la formule 4.1.

Assignement des nombres flous intuitionnistes trapézoïdaux selon la syntaxe montrée dans l'algorithme 1.

Calcul de distance entre les ITFNs comme expliqué dans l'algorithme 4.3.

Calcul de conflit intra-clusters (voir l'algorithme 2).

Calcul de conflit inter-clusters (voir l'algorithme 3).

Fusionner les informations conflictuelles et imprécises à l'aide du nouveau opérateur de fusion flou proposé qui se calcule comme illustré dans l'algorithme 4.

Prise de Décision :

if $valeur_{fusionnee} \leq seuil$ **then**

Risque d'inondation \rightarrow Intervention d'une équipe pour faire face aux catastrophes engendrées.

else

Aucune Intervention n'est nécessaire.

end if

Refaire le travail effectué dans l'algorithme 5 chaque heure.

4.4 Outils de Développement

— **Logiciels Utilisés** : l'implémentation de notre travail sur machine nécessite l'installation de quelques logiciels qui sont :

- **PyCharm** : développé par l'entreprise tchèque JetBrains, PyCharm est un environnement de développement intégré multi-plateformes utilisé pour programmer en Python. Il permet d'accéder à la ligne de commande, connecter à une base de données, créer un environnement virtuel, gérer un système de contrôle de version, etc [96].
- **CupCarbon** : est un simulateur de villes intelligentes et de réseau de capteurs sans fil. Il s'agit d'une nouvelle plate-forme qui vise à

concevoir, visualiser, déboguer et valider des algorithmes distribués pour la surveillance, la collecte de données environnementales, la simulation 2D/3D de la propagation radio et des interférences dans les réseaux IoT, la création des scénarios environnementaux tels que les incendies, le gaz, etc. Il peut également aider les scientifiques à tester leurs topologies sans fil, protocoles, etc [97].

— Informations sur la machine utilisée

Caractéristiques	Machine
Modèle	HP Laptop 15-dw2xxx
Processeur	Intel(R) Core(TM) i5-1035G1 CPU @ 1.00GHz
RAM	8,00 Go
Système d'Exploitation	Dual Boot Windows 10/Ubuntu

TABLE 4.1 – Informations sur la machine utilisée.

— Langages de Programmation Employés

- **Python** : est un langage de programmation interprété, interactif, orienté objet et open source inventé par : Guido van Rossum. Il est couramment le plus utilisé par les professionnels de la donnée mais

aussi peut assurer d'autres tâches tels que le développement de logiciels, écriture des algorithmes ou encore gestion de l'infrastructure web d'un réseau social (exemple : Instagram) [98].

- **SenScript** : est le script utilisé pour programmer les nœuds capteurs du simulateur CupCarbon. C'est un script où les variables ne sont pas déclarées mais peuvent être initialisées (commande set) [99].

4.5 Tests et résultats

Pour prédire le risque d'inondations dans des régions différentes (rivière, barrage..), nous supposons avoir déployé deux noeuds capteurs dans chaque région. Une région est considérée comme un point ayant le taux de pluie et le niveau d'eau comme abscisse, ordonnée respectivement et montre ainsi leur évolution tout au long d'une journée. De plus, une vitesse du vent influençant le mouvement d'eau est captée.

4.5.1 Initialisation

Nous avons stockés les informations que nous avons généré par chaque noeud capteur durant 24h dans deux jeux de données différents appelés "Floods C1", "Floods C2" respectivement comme montré dans les deux figures ci-dessous (4.3, 4.4 respectivement).

```
DateTime,WaterLevelP1,RainFallP1,WindP1,WaterLevelP2,RainFallP2,WindP2,WaterLevelP3,RainFallP3,WindP3
15.01.2022 01:00,1.43,0.2,12.67,0.72,0.1,25.12,2.15,0.3,3.54
15.01.2022 02:00,36.52,5.1,11.5,15.04,2.1,24.87,12.17,1.7,4.63
15.01.2022 03:00,2.86,0.4,11.25,11.46,1.6,24.36,5.01,0.7,9.29
15.01.2022 04:00,5.73,0.8,11.0,0.0,0.0,24.0,1.43,0.2,9.04
15.01.2022 05:00,74.46,10.4,11.92,161.1,22.5,23.75,70.88,9.9,6.42
```

FIGURE 4.3 – Extrait du jeu données Floods C1.

```

DateTime,WaterLevelP1,RainFallP1,WindP1,WaterLevelP2,RainFallP2,WindP2,WaterLevelP3,RainFallP3,WindP3
15.01.2022 01:00,1.79,0.25,12.0,2.15,0.3,27.11,3.58,0.5,3.68
15.01.2022 02:00,40.1,5.6,11.1,19.33,2.7,25.87,19.33,2.7,4.12
15.01.2022 03:00,5.01,0.7,11.5,14.39,2.01,24.16,2.15,0.3,10.05
15.01.2022 04:00,7.16,1.0,10.75,0.0,0.0,23.97,8.59,1.2,8.77
15.01.2022 05:00,78.04,10.9,12.04,153.94,21.5,24.8,71.6,10.0,7.42

```

FIGURE 4.4 – Extrait du jeu données Floods C2.

4.5.2 Répartition en Groupes

Dans cette étape, nous regroupons les informations générées par le noeud capteur durant 24h :

— Selon le noeud capteur 1 :

$$C1 = [P1(WL_i, RF_i), P2(WL_i, RF_i), P3(WL_i, RF_i)]$$

— Selon le noeud capteur 2 :

$$C2 = [P1(WL_i, RF_i), P2(WL_i, RF_i), P3(WL_i, RF_i)]$$

où $i \in [0, 24]$ représente les 24 heures d'une journée.

4.5.3 Normalisation des données

A l'aide de la formule de normalisation définie dans la section 4.3, une application de la même échelle aux valeurs capturées des différentes régions utilisées dans ce modèle a été établie. Ci-dessous, une normalisation des niveaux d'eau de la première région est montrée dans la figure 4.5.

Normalisation Point 1, Capteur1 : [0.455, 0.142, 0.372, 0.295, 0.104, 0.183, 0.105, 0.541, 0.309, 0.346, 1.0, 0.263, 0.218, 0.167, 0.183, 1.0, 0.372, 0.131, 0.096, 0.08, 0.15, 0.146, 1.0, 0.405]

Normalisation Point 1, Capteur2 : [0.428, 0.136, 0.309, 0.272, 0.102, 0.173, 0.103, 0.309, 0.405, 0.455, 1.0, 0.263, 0.24, 0.161, 0.209, 1.0, 0.541, 0.131, 0.095, 0.078, 0.15, 0.154, 0.346, 0.405]

FIGURE 4.5 – Valeurs Normalisées WLP1 selon les deux Capteurs pendant 24h.

4.5.4 Assignement des ITFNs

L'assignement de ces nombres flous intuitionistes trapézoïdaux a été fait aléatoirement avec la fonction `random()` (du module `random` en python) en générant des valeurs comprises entre 0 et 1. En appliquant l'algorithme 1 sur les valeurs du vent, nous obtenons la figure 4.6 :

```
ITFNS Vent :[[[0.07, 0.43, 0.85, 0.68], [0.32, 0.02], [0.37, 0.43]], [[0.76, 0.85, 0.08, 0.75], [0.48, 0.7], [0.32, 0.3]], [[0.32, 0.58, 0.23, 0.99], [0.59, 0.05], [0.16, 0.79]], [[0.24, 0.18, 0.67, 0.44], [0.54, 0.5], [0.29, 0.34]], [[0.19, 0.49, 0.05, 0.64], [0.47, 0.18], [0.0, 0.69]], [[0.63, 0.23, 0.84, 0.85], [0.02, 0.07], [0.02, 0.32]], [[0.45, 0.95, 0.03, 0.8], [0.12, 0.5], [0.86, 0.46]], [[0.61, 0.57, 0.43, 0.25], [0.29, 0.14], [0.12, 0.49]], [[0.82, 0.01, 0.75, 0.06], [0.11, 0.86], [0.48, 0.0]], [[1.0, 0.94, 0.53, 0.92], [0.71, 0.05], [0.12, 0.53]], [[0.78, 0.31, 0.53, 0.46], [0.51, 0.16], [0.19, 0.6], [0.5, 0.21, 0.25, 0.82], [0.18, 0.13], [0.39, 0.69]], [[0.92, 0.41, 0.38, 0.91], [0.03, 0.45], [0.63, 0.53]], [[0.39, 0.33, 0.8, 0.95], [0.5, 0.41], [0.5, 0.22]], [[0.23, 0.69, 0.34, 0.98], [0.18, 0.21], [0.8, 0.68]], [[0.06, 0.16, 0.74, 0.7], [0.47, 0.82], [0.13, 0.12]], [[0.42, 0.1, 0.78, 0.97], [0.54, 0.14], [0.28, 0.83]], [[0.81, 0.27, 0.86, 0.28], [0.39, 0.13], [0.02, 0.43]], [[0.83, 0.58, 0.96, 0.49], [0.59, 0.23], [0.16, 0.58]], [[0.72, 0.85, 0.14, 0.47], [0.34, 0.11], [0.1, 0.06]], [[0.56, 0.91, 0.47, 0.34], [0.1, 0.32], [0.23, 0.44]], [[0.31, 0.66, 0.49, 0.46], [0.34, 0.48], [0.0, 0.38]], [[0.36, 0.96, 0.39, 0.99], [0.04, 0.38], [0.95, 0.2]], [[0.9, 0.3, 0.57, 0.62], [0.56, 0.17], [0.31, 0.62]]]
```

FIGURE 4.6 – Assignement ITFNs aux valeurs du vent.

4.5.5 Calcul de Conflit

Ci-dessous des valeurs différentes du conflit inter-Clusters entre les sources ont été obtenues après diverses exécutions du programme (voir le tableau 4.2) :

Itérations	It_1	It_2	It_3	It_4	It_5
Valeur du conflit	0.14	0.19	0.26	0.17	0.3

TABLE 4.2 – Quelques valeurs du conflit selon différentes itérations.

4.5.6 Fusion d'informations avec l'opérateur flou $M3HC$

La fusion à travers cet opérateur est faite selon l'architecture hiérarchique à deux niveaux puisqu'elle se base sur deux niveaux de fusion inter et intra clusters tels que (voir figure 4.7) :

- **Niveau 1** : dit aussi le niveau intra-clusters, il s'agit de la fusion des valeurs d'attributs deux à deux (taux de pluie et niveau d'eau) pour chaque région par jour selon les informations données par les capteurs.
- **Niveau 2** : est le niveau inter-clusters, il s'agit de la fusion des informations acquises par le niveau 1.

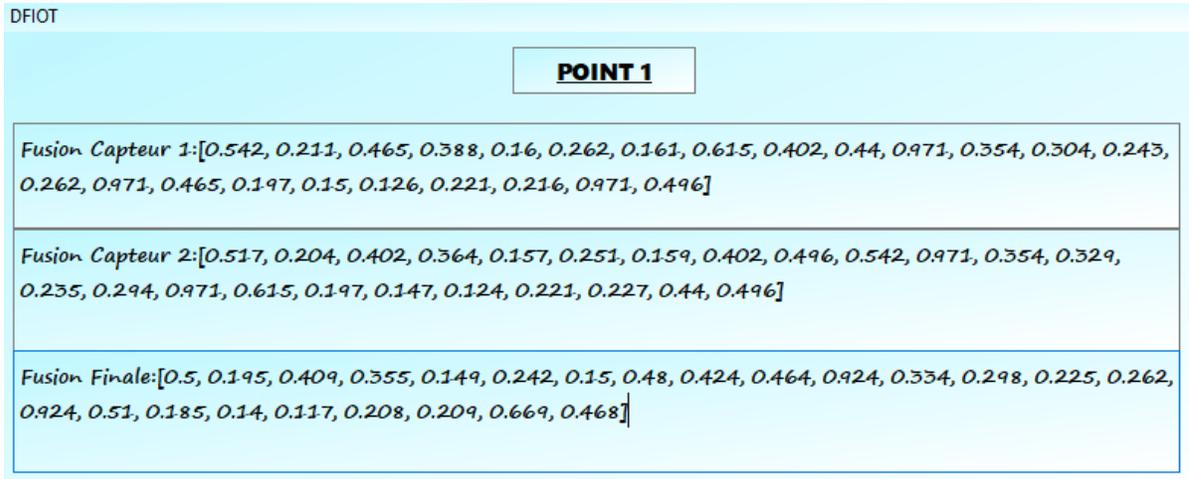


FIGURE 4.7 – La combinaison d’informations en deux niveaux par l’opérateur $M3IC$.

4.5.7 Comparaison des résultats de l’opérateur $M3IC$ aux opérateurs $M3II$ et Moyenne

Dans l’intention de voir si l’opérateur flou $M3IC$ offre des résultats plus précis reflétant la réalité du phénomène d’inondation, une étude comparative de ce dernier par rapport aux deux opérateurs choisis : moyenne et $M3II$. Prenons l’exemple de fusion des mesures de la région 1 comme représenté dans la figure 4.8 ci-dessous :

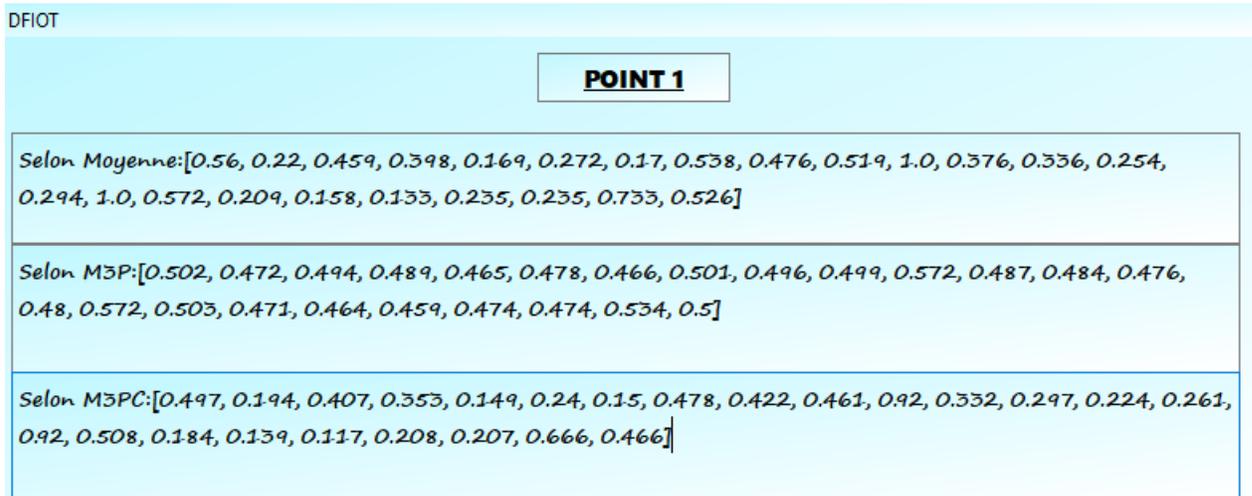


FIGURE 4.8 – Comparaison des valeurs de fusion obtenus par les opérateurs flou : Moyenne, $M3II$ et $M3IC$.

La valeur 0 présente un danger maximal d’être inondé et le 1 l’état anodin, ajoutant que les opérateurs moyenne et $M3II$ sont indépendants du conflit (voir figure 4.9), nous remarquons dans la figure ci-dessus qu’à chaque heure les résultats de l’opérateur

$M3\Pi C$ sont inférieures à ceux des deux autres opérateurs dû à la valeur de conflit ajoutée dans le calcul de l'opérateur proposé. L'opérateur $M3\Pi C$ s'avère pessimiste : une caractéristique qui fait sa force puisque, dans la réalité, vaut toujours mieux réagir rapidement quand il s'agit des problèmes d'urgence que de réagir tardivement.

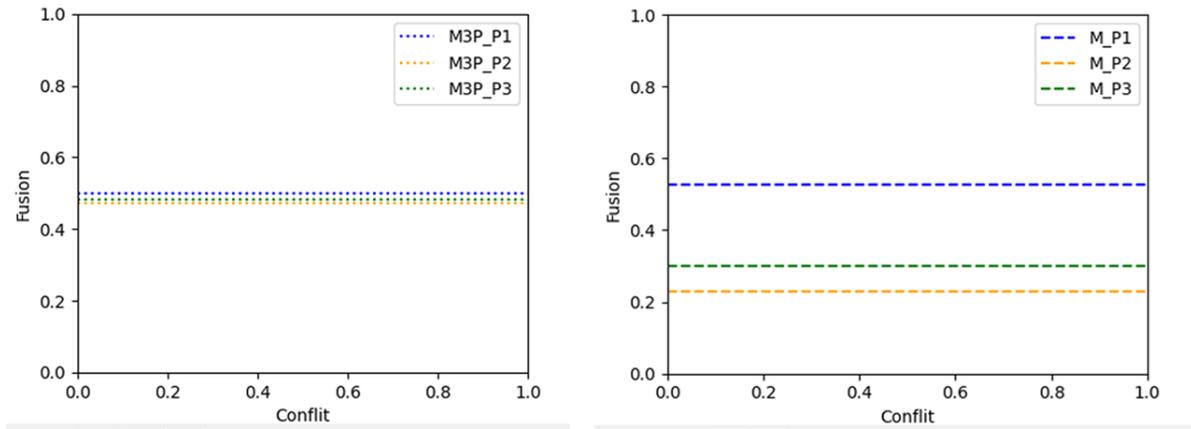


FIGURE 4.9 – Résultats de fusion par $M3\Pi$ et la moyenne en fonction du conflit à minuit.

Les deux graphiques de la figure 4.9 représente les résultats de la fusion par les opérateurs flous $M3\Pi$ et moyenne des trois points P1, P2, P3 qui représentent respectivement les régions étudiées pour prédire leur risque d'inondation en fonction du conflit. Nous voyons bien que les valeurs de combinaison obtenues restent fixes peu importe l'évolution du conflit.

Contrairement aux graphiques de la figure 4.9, les courbes $M3PC_P1$, $M3PC_P2$, $M3PC_P3$ ne sont pas linéaires tel que nous le remarquons dans la figure 4.10 : les valeurs de la fusion diminuent à chaque fois que le conflit augmente jusqu'à atteindre un certain seuil qui peut être déterminé selon la hausse ou la baisse de la région. Tandis que le risque d'inondation décroisse dès que nous le dépassons (seuil) et se rapproche ainsi de la moyenne. Prenons l'exemple de certains cas particuliers avec une valeur seuil (conflit ≈ 0.32 , $M3\Pi C \approx 0.2$) :

- **Conflit** $\in [0, \text{seuil}]$ (**absence du conflit**) : la formule de l'opérateur $M3\Pi C$ (voir algorithme 4) se transforme en : $\frac{sum}{card}$ et donne le même résultat que celui de la moyenne.
- **Conflit** $\in [\text{seuil}, 1]$: l'opérateur dans ce cas se calcule par l'équation : $\frac{M3\Pi * sum}{M3\Pi * card}$ et signifie qu'au fur et à mesure nous se rapprochons de 0.5 (conflit inter-clusters), la valeur résultante de la fusion s'approche de celle la moyenne.

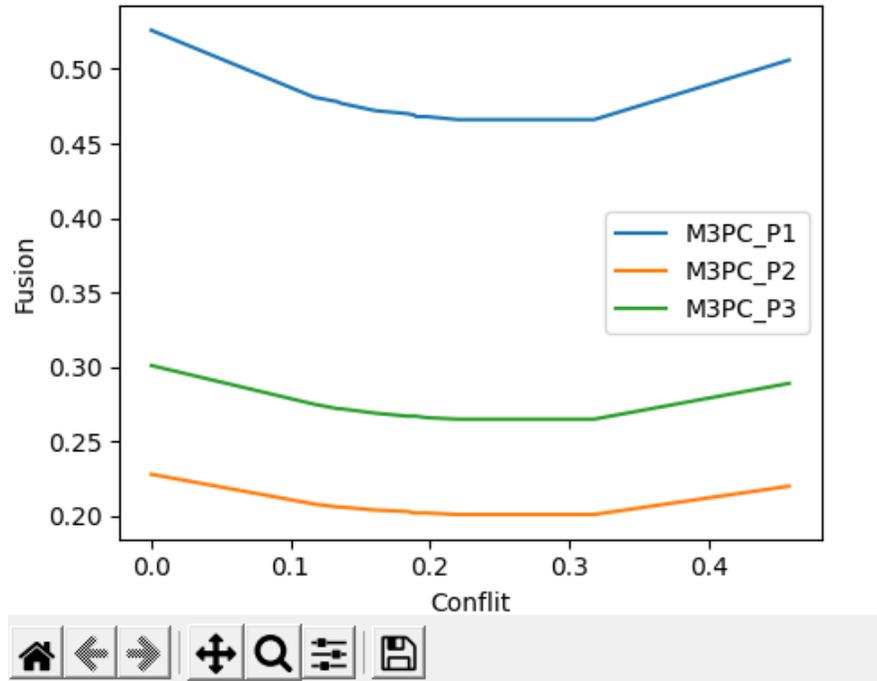


FIGURE 4.10 – Résultats de la fusion par l'opérateur $M3IIC$ en fonction du conflit à minuit.

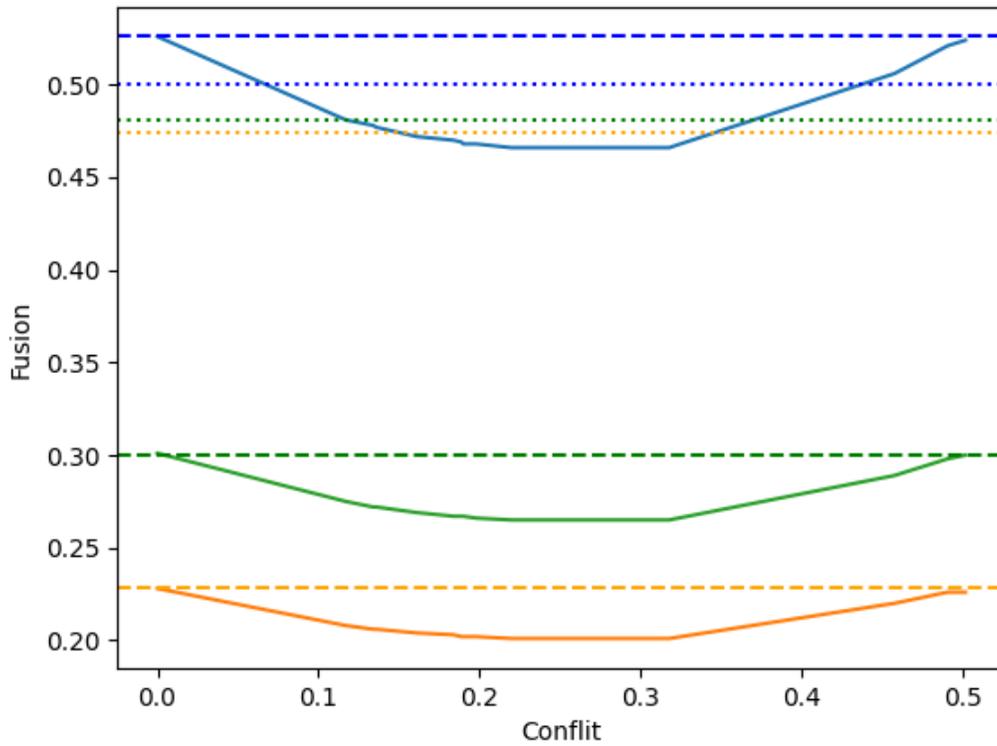


FIGURE 4.11 – Résultats de la fusion par les opérateurs Moyenne, $M3II$ et $M3IIC$ à minuit.

4.5.8 Prise de Décision

Ce processus repose théoriquement sur des critères de choix et sur une analyse des enjeux que nous devons respecté pour aboutir à une décision efficace. Pour ce qui est de notre phénomène étudié, un seuil décisif sera sélectionné à partir des graphiques tracés auparavant dans le but de juger s'il y a un danger d'inondation ou non. Dans le cas où le risque est présent, une équipe spécialisée devra intervenir en urgence.

4.6 Conclusion

Dans ce dernier chapitre, nous avons présenté les différentes étapes à suivre pour modéliser le problème de la prédiction des inondations en utilisant la fusion floue. En effet, les mesures collectées concernant le niveau d'eau, le taux de la pluie et la vitesse du vent sont d'abord transformées en degré d'appartenance avant d'être utilisées dans l'étape de la fusion. De plus, nous avons calculé les conflits entre les sources afin d'appliquer l'opérateur proposé. Les résultats obtenus sur le jeux de données montre que l'opérateur amélioré $M3IIC$ pour la combinaison des information est meilleur comparativement aux opérateurs Moyenne et $M3II$. L'étape de prise de décision est enfin sollicitée pour décider de faire une intervention d'une équipe ou pas dans les différentes régions.

CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Tout au long de notre travail, nous nous sommes intéressés à la fusion d'informations dans contexte de l'IoT pour objectif d'arborer l'efficacité de cette technologie à travers l'application, en temps réel, du processus de fusion sur les informations, collectées par divers capteurs déployés dans plusieurs régions, d'un phénomène naturel, qui n'a cessé de créé l'ampleur ces dernières années en cause des désastres qu'il générerait ; le phénomène des inondations. Pour ce faire, nous avons d'abord mis en exergue les principes de base de l'IoT ainsi que la combinaison d'informations, nous nous sommes concentrés sur les trois approches les plus connus de cette technique en définissant quelques règles importantes qui nous servira pour la suite du projet, nous avons établi une petite revue de littérature de quelques travaux abordant cette thématique et finalement l'explication et l'expérimentation de notre proposition.

Le phénomène étudié est modélisé par la théorie des sous ensembles flous et des possibilités largement utilisée dans la fusion d'informations. En effet, les mesures collectées concernant le niveau d'eau, le taux de la pluie et la vitesse du vent sont transformées en degré d'appartenance dans un premier temps, avant d'être utilisées dans l'étape de la fusion. A ce niveau nous avons apporté une amélioration à l'opérateur de combinaison $M3II$ qui ne prend pas en compte la gestion de conflits entre les sources d'informations. En conséquence, nous avons calculé les conflits entre les sources afin d'appliquer l'opérateur proposé. Les résultats obtenus sur le jeu de données montre que l'opérateur amélioré $M3IIC$ est meilleur comparativement aux opérateurs Moyenne et $M3II$. L'étape de prise de décision est enfin sollicitée pour décider si une intervention d'une équipe aura lieu ou pas dans les différentes régions surveillées.

En perspectives, nous attachons de l'importance à l'ordre de préférence aux interventions des équipes spécialistes du domaine lors d'inondations. Dans le cas où le nombre de régions en danger dépasse le nombre d'équipes libres à une heure particulière de la journée, nous attribuons une préférence d'ordre aux régions selon, par exemple, le degré de risque le plus élevé afin de minimiser les dégâts. Concernant le côté recherche, il y a une possibilité d'appliquer dans le futur, un algorithme de clustering pour la classification en groupes des informations captées en supposant que les capteurs déployés sont dynamiques puisque ainsi, ils auront la capacité de se déplacer dans la même région aléatoirement en changeant la position de noeuds à chaque itération.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] <https://futureofiot.wordpress.com/2020/12/23/future-of-iot/>, (Consulté le 12 Février 2022). i, 5
- [2] <https://www.itransition.com/blog/iot-history/>, (Consulté le 14 Février 2022). i, 6, 7
- [3] <https://www.netburner.com/learn/architectural-frameworks-in-the-iot-civilization/>, (Consulté le 23 Novembre 2021). i, 7
- [4] I. Saleh and S. Szoniecky, *Challenges of the Internet of Things : Technology, Use, Ethics*, 2018, vol. 7. i, 9
- [5] J. Al-Hage, “Fusion de données tolérante aux défaillances : Application à la surveillance de l’intégrité d’un système de localisation,” Thèse de doctorat en Automatique et Informatique Industrielle, Université de Lille, Octobre 2016. i, 13, 15, 16
- [6] A. Martin, *La fusion d’informations*. Polycopié de cours ENSIETA-Réf, 2005, vol. 1484. i, 12, 14, 18, 19, 20, 21, 26, 27, 30, 37, 38
- [7] <https://123dok.net/article/objectifs-de-la-fusion-fusion-d-informations.zwvo8p1v/>, (Consulté le 23 Novembre 2021). i, 13, 14, 17
- [8] A. Martin, *Votes et fonctions de croyance pour la fusion de décisions*, Brest, 2007. i, 18
- [9] J. Koite, “Visualizing inference in bayesian networks,” Thèse de doctorat en Mathématiques, Université de technologie de Delft, June 2006. i, 25
- [10] <https://youtube.com/watch?v=2V3KThipxGI&feature=share>, (Consulté le 11 avril 2022). i, 33

- [11] S. Guillaume, “Représentation des connaissances et systèmes d’inférence floue,” Thèse de Doctorat en Informatique, Université Paul Sabatier Toulouse III, 2005. i, 34
- [12] <https://www.youtube.com/watch?v=2V3KIhipxgI>, (Consulté le 10 avril 2022). i, 34
- [13] G. K. Lubwele, *Théorie des ensembles flous : caractérisation, propriétés et opérations*, 2016. i, 35
- [14] Z. Baloch, F. K. Shaikh, and M. A. Unar, “A context-aware data fusion approach for health-iot,” *International Journal of Information Technology*, vol. 10, p. 241–245, 2018. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s41870-018-0116-1> ii, 44, 50
- [15] S. Gite and H. Agrawal, “On context awareness for multisensor data fusion in iot,” in *Proceedings of the Second International Conference on Computer and Communication Technologies*. Springer India, 2016. [Online]. Available : https://doi.org/10.1007/978-81-322-2526-3_10 ii, 45
- [16] M. M. D. Moïse, “Modélisation de la qualité de l’information dans l’internet des objets,” Thèse de doctorat en Informatique, Institut National Polytechnique Félix Houphouët de Boigny, 2019. ii, 47, 48, 50
- [17] *La prévision des inondations : la cartographie des zones d’inondation potentielle*, France, 2021. ii, 55
- [18] <https://fr.wikipedia.org/wiki/Capteur/>, (Consulté le 15 Février 2022). 4
- [19] S. Sagar, “Gestion intelligente de réseaux de capteurs, intégrés à des vêtements sportifs instrumentés,” Thèse de doctorat en Informatique, Ecole nationale supérieure Mines-Télécom Atlantique, 2019. 4
- [20] <https://www.nemesis-studio.com/objets-connectes-un-futur-prometteur>, (Consulté le 23 Novembre 2021). 4
- [21] <https://primabord.eduscol.education.fr/qu-est-ce-qu-un-objet-connecte>, (Consulté le 23 Novembre 2021). 4
- [22] <https://www.maxirobots.com/blog/linvasion-objets-connectes/>, (Consulté le 23 Novembre 2021). 4
- [23] F. Hidouci, “Réalisation et implémentation d’une application a base de protocole mqtt dans iot,” Mémoire en Informatique, Université Mohamed Khider de Biskra, 2019. 4
- [24] W. Hadjadj, “L’utilisation de n-version de programmation pour la prise en charge des fautes dans un environnement iot : Étude de cas sur un système médical domotique

contrôlé par un sma,” Mémoire en Architecture Distribuée, Université Larbi Ben M’hidi Oum El Bouaghi, 2018. 5

- [25] <https://iot.ieee.org/definition.html>, (Consulté le 14 Février 2022). 6
- [26] Y. Challal, “Sécurité de l’internet des objets : vers une approche cognitive et systémique,” Thèse de doctorat en Informatique, Université de Technologie de Compiègne, 2012. 6
- [27] <https://blog.avast.com/fr/le-premier-objet-connecte-le-grille-pain-de-john-romkey>, (Consulté le 16 Février 2022). 6
- [28] <https://www.visionofhumanity.org/what-is-the-internet-of-things/>, (Consulté le 14 Février 2022). 6
- [29] <https://thd.tn/iot-125-billions-dobjets-connectes-dans-le-monde-dici-2030/>, (Consulté le 23 Novembre 2021). 7
- [30] <https://www.hindawi.com/journals/jece/2017/9324035/>, (Consulté le 23 Novembre 2021). 7
- [31] <https://pages.moxa.com/Achieving-Interoperability-for-the-Industrial-IoT.html/>, (Consulté le 15 Février 2022). 7
- [32] <https://www.hostingplus.pe/blog/internet-de-las-cosas-que-es-y-principales-caracteristicas/>, (Consulté le 23 Novembre 2021). 8
- [33] M. Zouai, “Une approche cloud computing basée iot pour le smart house,” Thèse de doctorat en Informatique, Université Mohamed Khider de Biskra, 2019. 9
- [34] Y. Haddab, *Introduction à l’internet des objets(IdO–IoT)*, Montpellier. 9
- [35] <https://wikimemoires.net/2019/09/domaines-d-applications-de-l-iot/>, (Consulté le 23 Novembre 2021). 9
- [36] <https://usbeketrica.com/fr/article/le-premier-comprime-connecte-un-big-brother-medical#:~:text=Otsuka%2C%20%27entreprise%20pharmaceutique%20qui,l%27efficacit%C3%A9%20des%20prescriptions%20m%C3%A9dicales/>, (Consulté le 15 Février 2022). 9
- [37] <https://ww2.sig-ge.ch/a-propos-de-sig/nos-engagements/smart-city/>, (Consulté le 14 Février 2022). 10
- [38] <https://www.echoroukonline.com/le-monde-sidi-abdellah-ville-stupide>, (Consulté le 21 Novembre 2022). 10
- [39] A. Araújo, R. Kalebe, G. Girão, I. Filho, K. Gonçalves, A. Melo, and B. Neto, “Iot-based smart parking for smart cities,” in *IEEE First Summer School on Smart Cities (S3C)*. IEEE, 2017. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1109/S3C.2017.8501376>

- [40] <https://www.objetconnecte.com/waze-appli-mobile-voiture-connectee-270415/>, (Consulté le 16 Février 2022). 10
- [41] A. Outchakoucht, H. Es-Samaali, A. A. E. Kalam, and S. Benhadou3, “Emergence-based access control : New approach to secure the internet of things,” in *1st International Conference on Digital Tools & Uses Congress*. IEEE, 2018, p. 1–11. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1145/3240117.3240136> 10
- [42] <https://www.horizons.dz/village-mediterraneen-oran-une-poubelle-intelligente-made-in-bladi-fait-levenement/>, (Consulté le 21 Novembre 2022). 11
- [43] <https://blog.cellenza.com/iot/introduction-a-liot-comment-fonctionne-linternet-des-objets/>, (Consulté le 23 Novembre 2021). 11
- [44] <https://www.ictjournal.ch/articles/2019-04-09/comment-gagner-de-largent-avec-les-objets-connectes>, (Consulté le 22 Novembre 2022). 11
- [45] <https://fr.acervolima.com/avantages-et-inconvenients-de-l-iot/>, (Consulté le 16 Février 2022). 11
- [46] <https://fr.rs-online.com/web/generalDisplay.html?id=discovery-conception-electronique/quels-sont-les-avantages-et-les-inconvenients-de-l-iot/>, (Consulté le 23 Novembre 2021). 11
- [47] F. E. White, *Data Fusion Lexicon*. Californie : Data Fusion Subpanel of the Joint Directos of Laboratories Technical Panel for C3, 1991. 12
- [48] I. Bloch, *Fusion d’informations en traitement du signal et des images*. Hermes Science Publication, 2003. 13
- [49] H. Durrant-Whyte, “Introduction to decentralised data fusion,” Ph.D. dissertation, Université de Sydney, Australie, Juillet 2000. 17
- [50] B. Dasarathy, “Sensor fusion potential exploitation innovative architectures and illustrative applications,” in *Proceeding of the IEEE*, 1997. 17
- [51] F. Haouas, “Étude comparative des théories de fusion de sources d’information : application à la classification d’image de télédétection,” Thèse de doctorat en Informatique, IMT Atlantique Bretagne Pays de la Loire, 2013. [Online]. Available : <https://doi.org/10.13140/RG.2.1.2894.3128> 20, 28, 30, 31, 38
- [52] L. A. Klein, P. Yi, and H. TengFirst, “Decision support system for advanced traffic management through data fusion,” *Journal of the Transportation Research Board*, vol. 1804, pp. 173–178, 2002. [Online]. Available : <https://doi.org/10.3141/1804-23> 21

- [53] F. Maussang, “Traitement d’images et fusion de données pour la détection d’objets enfouis en acoustique sous-marine,” Thèse de doctorat en Signal, Image, Parole et Télécoms, Université Joseph Fourier de Grenoble, 2005. 21
- [54] M. M.Alyannezhadi, A. A.Pouyan, and V. Abolghasemi, “An efficient algorithm for multisensory data fusion under uncertainty condition,” *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, vol. 4, pp. 269–278, 2016. [Online]. Available : <http://dx.doi.org/10.1016/j.jesit.2016.08.002> 21
- [55] D. Bellot, “Fusion de données avec des réseaux bayésiens pour la modélisation des systèmes dynamiques et son application en télémédecine,” Thèse de doctorat en Informatique, Université Henri Poincaré de France, Novembre 2002. 22
- [56] <https://fr.m.wikipedia.org/wiki/Probabilit%C3%A9>, (Consulté le 2 avril 2022). 23
- [57] C. Lalanne and J.-B. Poline, *Modèles probabilistes*, France, 2006-2007. 24
- [58] <https://www.lelivrescolaire.fr/page/7058666>, (Consulté le 22 janvier 2022). 24
- [59] X. D. Scheemaekere, *Les fondements philosophiques du concept de probabilité*, Bruxelles. 24
- [60] <https://www.alloprof.qc.ca/fr/eleves/bv/mathematiques/les-probabilites-conditions-m1468>, (Consulté le 2 avril 2022). 24
- [61] J. Orloff and J. Bloom, *Conditional Probability, Independence and Bayes’ Theorem*, 2014. 25
- [62] P. Leray, “Réseaux bayésiens : Apprentissage et diagnostic de systemes complexes,” Thèse de doctorat en Informatique, Université de Rouen, Mai 2006. 25
- [63] O. Francois, “De l’identification de structure de réseaux bayésiens à la reconnaissance de formes à partir d’informations complètes ou incomplètes,” Thèse de doctorat en Informatique, Université INSA de Rouen, Jan 2006. 25
- [64] https://fr.wikipedia.org/wiki/Reseau_bayesien, (Consulté le 2 avril 2022). 25
- [65] <https://www.journaldunet.fr/web-tech/guide-de-l-intelligence-artificielle/>, (Consulté le 2 avril 2022). 26
- [66] A. ACHROUFENE, “Contribution au traitement de connaissances imparfaites dans les environnements intelligents ambiants : Application à la localisation,” Thèse de doctorat en Informatique, Université A. MIRA-BEJAIA, June 2019. 26, 27, 29, 30, 31, 37, 38, 39
- [67] I. Bloch, “Fusion d’informations numériques : panorama méthodologique,” vol. 2005, pp. 79–88, 2005. 26

- [68] https://fr.wikipedia.org/wiki/Théorie_des_probabilités, (Consulté le 4 avril 2022). 27
- [69] C. Chahine, “Fusion d’informations par la théorie de l’évidence pour la segmentation d’images,” Thèse de doctorat en Automatique, Université Paris-Est, June 2016. 28, 30
- [70] A. Samet, “Théorie des fonctions de croyance : application des outils de data mining pour le traitement de données imparfaites,” Thèse de doctorat en Informatique, Université Tunis El Manar, Dec 2014. 28
- [71] E. Lefevre, “Fonctions de croyance : de la théorie à la pratique,” Thèse de doctorat en Informatique, Université d’ARTOIS, Dec 2012. 29, 62
- [72] N. Abbas, “Développement de modèles de fusion et de classification contextuelle d’images satellitaires par la théorie de l’évidence et la théorie du raisonnement plausible et paradoxal,” Mémoire en Electronique, Université des sciences et de la technologie Houari Boumediene, March 2009. 30
- [73] O. Ziane, “Sur les nombres flous et ses opérations,” Mémoire en Mathématiques, Université Mohamed Boudiaf Msila, June 2018. 32, 36
- [74] J. Dijkman, H. V. Haeringen, and S. J. Delange, “Fuzzy numbers,” *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, vol. 92, pp. 301–341, 1983. 32
- [75] A. Tiemtore, “Théorie des ensembles flous : une application à l’assurance indicielle au burkina faso,” *Assurances et gestion des risques Insurance and Risk Management*, vol. 85, pp. 3–4, 2018. [Online]. Available : <https://doi.org/10.7202/1056944ar> 32
- [76] V. Hilaire, “Ensembles flous et hydrologie,” Mémoire en Génie Mathématiques et Informatique, Université Mohamed Boudiaf Msila, Jan 1995. 32
- [77] H. Akremi, S. Zghal, V. Jouhet, and G. Diallo, “Fonto : Une nouvelle méthode de la fuzzification d’ontologies,” Thèse de doctorat en Informatique, Université de Bordeaux, Oct 2016. 32
- [78] K. Atanassov, “Intuitionistic fuzzy sets,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 20, pp. 87–96, 1986. [Online]. Available : [https://doi.org/10.1016/S0165-0114\(86\)80034-3](https://doi.org/10.1016/S0165-0114(86)80034-3) 33, 58
- [79] B. F. Nezha, “Evaluation du risque d’accident vasculaire cérébral à l’aide de la logique floue,” Mémoire en Informatique, Université Abou Bakr Belkaid Tlemcen, June 2014. 33
- [80] <https://www.sciencedirect.com/topics/engineering/fuzzification>, (Consulté le 05 aout 2022). 33

- [81] O. Kazar, “Modélisation d’une approche basée agent et logique floue pour la qualité des services web,” Thèse de Doctorat en Informatique, Université Mohamed Khider Biskra, 2019. 33
- [82] <https://www.techno-science.net/definition/6226.html>, (Consulté le 7 janvier 2022). 35
- [83] https://edps.europa.eu/sites/edp/files/publication/17-06-01_necessity_toolkit_final_fr.pdf, (Consulté le 20 avril 2022). 37
- [84] <https://www.cairn.info/la-logique-floue--9782130562603-page-41.htm>, (Consulté le 11 avril 2022). 37
- [85] B. Bouchon-Meunier and C. Marsala, *Logique floue, principes, aide à la décision*, Paris, 2003. 37, 38
- [86] H. L. Capitaine, “Opérateurs d’agrégation pour la mesure de similarité. application à l’ambiguïté en reconnaissance de formes,” Thèse de Doctorat en Informatique, Université de La Rochelle, 2009. 38
- [87] S. Boulkaboul and D. Djenouri, “Dfiot : Data fusion for internet of things,” *Journal of Network and Systems Management*, vol. 28, p. 1136–1160, 2020. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s10922-020-09519-y> 46, 50
- [88] D. Fawzy, S. Moussa, and N. Badr, “The spatiotemporal data fusion (stdf) approach : Iot-based data fusion using big data analytics,” *Sensors*, vol. 21, p. 7035, 2021. [Online]. Available : <https://doi.org/10.3390/s21217035> 46, 50
- [89] I. Ullah and H. Y. Youn, “Intelligent data fusion for smart iot environment : A survey,” *Wireless Personal Communications*, vol. 114, p. 409–430, 2020. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s11277-020-07369-0> 51
- [90] <https://news.un.org/fr/story/2022/09/1127221>, (Consulté le 25 aout 2022). 55
- [91] <https://news.un.org/fr/story/2022/08/1126252>, (Consulté le 25 aout 2022). 55
- [92] X. XU, J. AHN, X. CHEN, and Y. ZHOU, “Conflict measure model for large group decision based on interval intuitionistic trapezoidal fuzzy number and its application,” *Systems Engineering Society of China and Springer-Verlag Berlin Heidelberg*, vol. 22, pp. 487–498, 2013. [Online]. Available : <https://doi.org/10.1007/s11518-013-5235-4> 58, 59, 60
- [93] A. Doncescu, S. Regis, K. Inoue, and R. Emilion, “Analysis of new aggregation operators : Mean 3II,” *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, vol. 11, p. 6, 2007. 60, 62
- [94] R. Yager and A. Rybalov, “Uninorm aggregation operators,” *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 80, p. 111–120, 1996. 61

- [95] —, “Full reinforcement operators in aggregation techniques,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 28, p. 757–769, 1998. 61
- [96] <https://fr.wikipedia.org/wiki/PyCharm>, (Consulté le 20 Septembre 2022). 64
- [97] <https://www.opensourceforu.com/2019/09/simulating-smart-cities-with-cupcarbon/>, (Consulté le 20 Septembre 2022). 65
- [98] <https://www.data-bird.co/python/langage-python>, (Consulté le 20 Septembre 2022). 66
- [99] <https://cupcarbon.com/SenScript.html>, (Consulté le 20 Septembre 2022). 66
- [100] <https://fr.slideshare.net/mohamedbouhamed/introduction-logique-floue>, (Consulté le 5 mail 2022).