



HAL
open science

Régulation énergétique par fusion de données hétérogènes et incertaines dans le cadre de l'habitat intelligent

Ameni Makhlouf

► **To cite this version:**

Ameni Makhlouf. Régulation énergétique par fusion de données hétérogènes et incertaines dans le cadre de l'habitat intelligent. Autre. Université de Picardie Jules Verne; Université de Monastir (Tunisie), 2018. Français. NNT: 2018AMIE0008 . tel-03647596

HAL Id: tel-03647596

<https://theses.hal.science/tel-03647596>

Submitted on 20 Apr 2022

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

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



Thèse de Doctorat en cotutelle

Mention : Sciences pour l'ingénieur

Spécialité : Génie Electrique

présentée à *l'Ecole Doctorale en Sciences Technologie et Santé (ED 585)*

de l'Université de Picardie Jules Verne

et

L'Université de Monastir

par

Ameni MAKHLOUF

pour obtenir le grade de

Docteur de l'Université de Picardie Jules Verne

et

Docteur de l'Université de Monastir

***Régulation énergétique par fusion de données hétérogènes
et incertaines dans le cadre de l'habitat intelligent***

Soutenue le 05/07/2018 après avis des rapporteurs, devant le jury d'examen :

M^{me} Jolly Anne-Marie, Professeur

Rapporteur

M^{me} Ksouri Moufida, Professeur

Rapporteur

M^{me} Kervella Brigitte, Maître de Conférences HDR

Examineur

M. Dhouibi Hédi, Maître de Conférences HDR

Examineur

M. Delahoche Laurent, Maître de Conférences HDR

Co-directeur

M. Messaoud Hassani, Professeur

Co-directeur

M. Marhic Bruno, Maître de Conférences

Co-encadrant-invité

Mes plus profonds remerciements vont à mes parents. Tout au long de mon cursus, ils m'ont toujours soutenu, encouragé et aidé. Ils ont su me donner toutes les chances pour réussir. Qu'ils trouvent, dans la réalisation de ce travail, l'aboutissement de leurs efforts ainsi que l'expression de ma plus affectueuse gratitude.

A mon cher mari 'Yessine' pour son amour, sa patience, sa confiance en moi et ses encouragements,

A mon bébé 'Mohammed-Khalil' pour la joie et le bonheur qu'il nous a apporté,

Je remercie ma famille, en particulier mon frère 'Aymen', mes chères sœurs 'Dhouha' et 'Ghada' pour leur soutien, amour et compréhension, pour m'avoir fait partager leur joie de vivre et m'avoir ainsi soutenu dans mes efforts.

A tous ceux que j'aime et à tous ceux qui me sont chers,

Je dédie cette thèse...

Améni

Remerciements

Ce travail faisant l'objet de la présente thèse de doctorat s'inscrit dans le cadre d'une thèse en cotutelle entre le Laboratoire des Technologies Innovantes (LTI- EA 3899) de l'UIT (Institut Universitaire de Technologie) d'AMIENS de l'Université de Picardie Jules Vernes et le Laboratoire de Recherche en Automatique Traitement de Signal et Image (LARATSI) de l'ENIM (Ecole Nationale des Ingénieurs de Monastir).

Je profite de l'occasion qui m'est offerte par le biais de la présentation de ce travail pour exprimer mes gratitude et mes reconnaissances envers tous ceux qui ont permis à cette thèse de voir le jour.

D'abord, je tiens à exprimer mes remerciements les plus sincères à Monsieur **Delahoche Laurent** mon directeur de thèse, Maître des Conférences (HDR) à l'Institut Universitaire de Technologie d'AMIENS, et à mon Directeur de thèse Monsieur **Messaoud Hassani**, Professeur à l'ENIM et Directeur de recherche du Laboratoire LARATSI, pour la confiance qu'ils m'ont accordée en acceptant d'encadrer et diriger mes travaux, leurs conseils judicieux, leurs aides et surtout pour le travail effectué durant mes années de thèse. Qu'ils trouvent ici un témoignage de ma profonde reconnaissance.

Je tiens à remercier vivement Monsieur **Marhic Bruno**, mon co-encadreur de thèse, Maître des Conférences à l'Institut Universitaire de Technologie d'AMIENS, qui a tout essayé pour faire avancer et réussir ce travail. Je tiens à le remercier pour sa permanente disponibilité, ses grandes compétences et ses précieux conseils du point de vue scientifique.

Mes remerciements s'adressent également aux personnes qui ont accepté de faire partie du jury de ma thèse et d'avoir accepté d'évaluer mes travaux : Madame. **Jolly Anne-Marie**, Professeur à l'Université d'Orléans, et Madame. **Ksouri Moufida**, Professeur à l'Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis (ENIT), qui m'ont fait l'honneur d'être les rapporteurs et de donner leur appréciation sur ce manuscrit et pour le temps qu'ils m'ont accordé. Pour la même occasion, j'adresse mes remerciements à Madame. **Kervella Brigitte**, Maître de Conférences à l'Université Pierre et Marie Curie (Paris 6), et à Monsieur **Dhoubi Hédi** Maître de Conférences (HDR) à l'ISSAT de Kairouan d'avoir accepté d'examiner et juger cette thèse.

Enfin, je témoigne ma gratitude aux différents membres de notre laboratoire des Technologies Innovantes (LTI- EA 3899) et surtout mes collègues à l'équipe SI, ainsi qu'à tout le personnel de l'UIT pour leurs encouragements, leurs aides et leurs soutiens. J'adresse également des expressions de reconnaissance aux membres de l'équipe de recherche de LARATSI ainsi que tout le personnel de l'ENIM pour leurs aides ainsi que leurs disponibilités

Table des matières

Tables des figures.....	iii
Tables des tableaux.....	iv
Abréviations.....	vi
Introduction générale.....	1
A. GENERALITES	1
B. CADRE ET CONTRIBUTIONS DE LA THESE	1
C. ORGANISATION DU MANUSCRIT	3
Chapitre 1. État de l’art.....	4
A. CONTEXTE SCIENTIFIQUE DE LA THESE.....	4
1. <i>Contexte énergétique</i>	4
2. <i>Théories utilisées pour l’intégration de l’intelligence dans les systèmes</i>	5
3. <i>Champs d’application de l’algorithme décisionnelle</i>	10
B. GENERALITES SUR LA THEORIE DES FONCTIONS DE CROYANCE.....	16
1. <i>Introduction à la fusion de données</i>	16
2. <i>Présentation des cadres connexes aux fonctions de croyance</i>	17
3. <i>Modèle des Croyances Transférables</i>	19
4. <i>Le conflit</i>	30
5. <i>Conclusion</i>	31
Chapitre 2. Agrégation évidentielle des informations.....	32
1. INTRODUCTION.....	32
2. DESCRIPTION DU MODELE DE FUSION	33
3. LE PREMIER NIVEAU DE FUSION	34
3.1. <i>Bloc B1 : Occupation</i>	35
3.2. <i>Bloc B2 : Le confort thermique</i>	41
3.3. <i>Bloc B3 : Prévision Météorologique</i>	46
4. LE SECOND NIVEAU DE FUSION	49
5. SCENARIOS DE SIMULATION ET RESULTATS.....	52
5.1. <i>Scénario N°.1 : L’occupant part au travail le matin</i>	52
5.2. <i>Scénario N°1 avec imprévu: l’occupant est obligé de rester chez lui</i>	53
5.3. <i>Scénario N° 2 : Préchauffage du logement</i>	55
5.4. <i>Scénario N°.3 : l’influence d’évènements imprévus durant une soirée</i>	56
6. CONCLUSION.....	58
Chapitre 3. Deuxième approche : Association d’une nouvelle modélisation de masse à une architecture de fusion basée sur l’extension vide.....	60
1. INTRODUCTION.....	60
2. DESCRIPTION DU MODELE DE FUSION	61
3. PREMIERE PARTIE DU MODELE DE FUSION	61
3.1. <i>Bloc B1 : Occupation</i>	62
3.2. <i>Bloc B2 : Le confort thermique</i>	64
3.3. <i>Bloc B3 : Prévision Météorologique</i>	67
4. DEUXIEME PARTIE DU MODELE DE FUSION.....	68
4.1. <i>Extension vide dans un cadre produit : Cadre de discernement du modèle de fusion</i>	68
4.2. <i>Règle de décision</i>	69
5. RESULTATS DE SIMULATION ET DISCUSSION	70
5.1. <i>Comparaison et discussion des résultats de simulation de la première et la deuxième approche..</i> 70	

5.2. Validation des résultats pour la deuxième approche de fusion.....	75
6. CONCLUSION.....	82
Chapitre 4. Application du système de fusion à une commande GPC (Commande Prédicative Généralisée) ..	84
1. INTRODUCTION.....	84
2. COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE (GPC).....	86
2.1. Principe de la commande prédictive :.....	86
2.2. Formulation mathématique	88
2.3. Le prédicteur optimal	89
2.4. Choix des paramètres de synthèse	91
3. COMMANDE PREDICTIVE GENERALISEE AVEC CONTRAINTE	93
3.1. Les contraintes sur l'amplitude de la commande ($u(t)$).....	93
3.2. Contrainte sur la vitesse de variation du signal de commande.....	94
3.3. Restrictions sur l'amplitude de la sortie	94
4. APPLICATION DE LA STRATEGIE GPC A NOTRE CAS D'ETUDE : RESULTATS ET INTERPRETATIONS	94
4.1. Choix du modèle	94
4.2. Calcul de la consigne	95
5. SIMULATIONS ET RESULTATS.....	96
5.1. Scénario N°1	96
5.2. Scénario N°2 avec imprévu : l'occupant rentre plus tôt	98
5.3. Scénario 3 avec imprévu : l'occupant rentre en retard.....	100
5.4. Motivation.....	101
6. CONCLUSION.....	106
Conclusion générale et perspectives	107
A. BILAN DES TRAVAUX	107
B. PERSPECTIVES.....	109
Bibliographie	111
Liste des publications	119
Abstract	120
Résumé.....	120

Tables des figures

Figure 1.1 : Mix énergétique primaire dans le monde	4
Figure 1. 2 : Consommation finale des résidences principales par usage [1]	5
Figure 1. 3 : Enregistrements des caméras installées dans la plateforme du projet "Sweet-Home" [38]	13
Figure 1. 4 : L'unité centrale de Pluzzy et ses différents dispositifs connectés	14
Figure 1.5 : Cloud API pour le projet d'une maison intelligente	15
Figure 1. 6 : Structure du modèle des Croyances Transférables.....	19
Figure 1.7 : Fonction de crédibilité	22
Figure 1.8 : Fonction de plausibilité	23
Figure 1.9 : Présentation du raffinement de Θ vers Ω	28
Figure 2.10 : Architecture de Fusion	34
Figure 2.11 : Diagramme du bloc B1 d'occupation	36
Figure 2.12 : Le planning du lundi fixé par l'occupant	37
Figure 2.13 : Le planning du lundi après le traitement	37
Figure 2.14 : Planning du lundi.....	38
Figure 2.15 : Valeurs exprimés en Clo des tenues vestimentaire [82]	42
Figure 2.16 : Diagramme du bloc B2 du Confort thermique.....	43
Figure 2.17 : La distribution de masse de la température de confort	44
Figure 2.18 : Diagramme du bloc B3 de prévision météorologique.....	48
Figure 3.19 : Diagramme du modèle de Fusion : deuxième approche	61
Figure 3.20 : Distribution de masses du planning actuel	63
Figure 3.21 : Distribution de masses du planning prédit	63
Figure 3.22 : La première distribution de fonction de masses pour l'expert Rv (MdRv1)	65
Figure 3.23 : La deuxième distribution de fonction de masses de l'expert Rv (MdRv2)	66
Figure 4.24 : Schéma fonctionnel de la commande prédictive	87
Figure 4.25 : Illustration de l'évolution des signaux.....	87
Figure 4.26 : Consigne de température élaborée pour une journée	96
Figure 4.27 : Evolution de la sortie prédite en GPC pour le scénario 1	97
Figure 4.28: L'évolution de la sortie prédite pour le scénario 1 zoom de la figure 4.27	97
Figure 4.29 : Signal de commande du chauffage pour le scénario 1.....	98
Figure 4.30 : Evolution de la sortie prédite en GPC pour le scénario 2.....	98
Figure 4.31 : L'évolution de la sortie prédite pour le scénario 2 zoom de la figure 4.30	99
Figure 4.32 : Signal de commande du chauffage pour le scénario 2.....	99
Figure 4.33 : Evolution de la sortie prédite en GPC pour le scénario 3.....	100
Figure 4.34 : Signal de commande du chauffage pour le scénario 3.....	101
Figure 4.35 : Résultat obtenu pour Nu=1 à N2 fixé à 30.	101
Figure 4.36 : La commande pour Nu=1 à N2 fixé à 30	102
Figure 4.37 : Le résultat obtenu pour Nu=2 à N2 fixé à 30.	102
Figure 4.38 : Commande pour Nu=2 à N2 fixé à 30	102
Figure 4.39 : Le résultat obtenu pour Nu=10 à N2 fixé à 30.	103
Figure 4.40 : Les courbes de sortie et de commande pour Np=5 à Nu=1 et $\lambda = 1$	104
Figure 4.41 : Les courbes de sortie et de commande pour Np=10 à Nu=1 et $\lambda = 1$	104
Figure 4.42 : Les courbes de sortie et de commande pour Np=30 à Nu=1 et $\lambda = 1$	104
Figure 4.43 : Les courbes de sortie et de commande pour Np=30, Nu=2 et $\lambda=1$	105
Figure 4.44 : Le temps de convergence de la sortie prédite	105

Tables des tableaux

Tableau 1 : Métabolisme énergétique totale pour différentes activités [73]	39
Tableau 2 : Les données fusionnées sur le bloc B1	40
Tableau 3 : Distribution de masse du bloc B1 à partir du scénario « tableau 2 »	40
Tableau 4 : Température de l'air en fonction de l'activité [83]	42
Tableau 5 : L'influence de la vitesse de l'air sur le confort de l'occupant [85]	42
Tableau 6 : Données de l'exemple	45
Tableau 7 : Les fonctions de masse relative à l'exemple	45
Tableau 8 : Etude comparative des différents modèles numériques de prévision météorologique	47
Tableau 9 : Données de la prévision météorologique	49
Tableau 10 : Distribution de masse de l'exemple de calcul du bloc B3	49
Tableau 11 : Paramètres du premier scénario	52
Tableau 12 : Premier niveau de fusion du scénario N°1	52
Tableau 13 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°1	53
Tableau 14 : Paramètres du scénario N°1 modifié	54
Tableau 15 : Premier niveau de fusion du scénario N°1 modifié	54
Tableau 16 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°1 modifié	54
Tableau 17 : Paramètres du deuxième scénario	55
Tableau 18 : Premier niveau de fusion du scénario N°2	55
Tableau 19 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°2	55
Tableau 20 : Paramètres du troisième scénario sans événement imprévu	56
Tableau 21 : Premier niveau de fusion du scénario N°3.1	56
Tableau 22 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°3.1	56
Tableau 23 : Paramètres du troisième scénario avec un événement imprévu	56
Tableau 24 : Premier niveau de fusion du scénario N°3.2	57
Tableau 25 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°3.2	57
Tableau 26 : Paramètres du scénario lorsque l'occupant arrive	58
Tableau 27 : Premier niveau de fusion du scénario N°3.3	58
Tableau 28 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°3.3	58
Tableau 29 : Règle de décision suivant le maximum de probabilité pignistique	69
Tableau 30 : Premier niveau de fusion du scénario N°1 avec la deuxième distribution de masses	71
Tableau 31 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°1 avec la deuxième distribution de masses	71
Tableau 32 : Résultat de fusion du Scénario N°1 avec la deuxième approche et la première distribution de masses	72
Tableau 33 : Résultat de fusion du Scénario N°1 avec la deuxième approche et la deuxième distribution de masses	72
Tableau 34 : Premier niveau de fusion du scénario N°1 Modifié avec la deuxième distribution de masses	73
Tableau 35 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°1 Modifié avec la deuxième distribution de masses	73
Tableau 36 : Résultat de fusion du Scénario N°1 Modifié avec la deuxième approche et la première distribution de masses	74
Tableau 37 : Résultat de fusion du Scénario N°1 modifié avec la deuxième approche et la deuxième distribution de masses	74
Tableau 38 : Les paramètres du premier scénario	75
Tableau 39 : Probabilités pignistiques pour le premier scénario avec la première distribution de masse	76
Tableau 40 : Probabilités pignistiques pour le premier scénario avec la deuxième distribution de masse	76
Tableau 41 : Probabilités pignistiques pour le premier scénario avec la première distribution de masses	77
Tableau 42 : Probabilités pignistiques pour le premier scénario avec la deuxième distribution de masse	77
Tableau 43 : Les paramètres du scénario N°2	78
Tableau 44 : Probabilités pignistiques du deuxième scénario avec la première distribution de masses	78
Tableau 45 : Probabilités pignistiques du deuxième scénario avec la première distribution de masses	79
Tableau 46 : Les paramètres du scénario N°3	79

<i>Tableau 47 : Probabilités pignistiques du troisième scénario avec la première distribution de masse</i>	<i>79</i>
<i>Tableau 48 : Probabilités pignistiques du troisième scénario avec la deuxième distribution de masses</i>	<i>80</i>
<i>Tableau 49 : Probabilités pignistiques du troisième scénario Bis avec la première distribution de masse</i>	<i>81</i>
<i>Tableau 50 : Probabilités pignistiques du troisième scénario Bis avec la deuxième distribution de masse</i>	<i>81</i>

Abréviations

ARMAX	Autoregressive with Moving-Average Exogenous
BBA	Basic Belief Assignments
CARIMA	Controlled auto-Regressive and Integrated Moving-Average
Cloud A PI	Cloud Application Programming Interface
GPC	Generalized Predictive Control
GTB	Gestion Technique du Bâtiment
GTC	Gestion Technique Centralisée
HVAC	Heating, Ventilation and Air-Conditioning
MBPC	Model Based Predictive Control
MCT	Modèle des Croyances Transférables
MIMO	Multi-input/Multi-Output
MLN	Markov Logic Network
MPC	Model Predictive Control
PID	Proportionnelle Intégrale Dérivé
PMI	Principe du moindre engagement
PMV	Predicted Mean Vote
PPD	Predicted Percentage of Dissatisfied
RCSF	Réseaux de Capteurs Sans-Fil
RT	Réglementation Thermique
SISO	Single-Input/Single-Output

Introduction générale

A. Généralités

Le secteur résidentiel est responsable de 36% des émissions de CO₂ et c'est le premier consommateur d'énergie primaire en Europe avec 45%. Face à ce problème, la directive européenne sur la performance énergétique des bâtiments a pour but d'augmenter la construction de bâtiments à basse consommation d'énergie et émission de CO₂ d'ici 2020. En France la réglementation thermique RT 2012 (et la RT 2015) est mise en vigueur pour atteindre ces objectifs d'efficacité énergétique. Le chauffage représente 67% de la consommation finale d'énergie dans le secteur résidentiel et participe à 84% d'émission de CO₂. Par conséquent les efforts doivent se concentrer sur l'optimisation du chauffage pour réduire la consommation énergétique. En Europe du nord, développer des bâtiments à haute performance avec des systèmes de chauffage intelligent est devenu crucial.

La gestion intelligente des systèmes de chauffage est devenue un enjeu économique et scientifique très important. Beaucoup de produits sont actuellement proposés pour piloter de façon intelligente un système de chauffage. Ils sont connectés à internet et interconnectés entre eux. A titre d'exemple, Honeywell Evohome est un système de gestion de chauffage sans fil qui commande des radiateurs individuels dans des pièces spécifiées par l'utilisateur. Ainsi, il peut commander tous les systèmes de chauffage (Thermostat multi zones) à travers une console ou une application smartphone. Nous trouvons sur le marché des thermostats qui utilisent la géolocalisation de l'occupant à travers leurs smartphones et les prévisions météorologiques pour contrôler la température d'une maison individuelle. C'est le cas par exemple de Tado ou Pluzzy.

B. Cadre et contributions de la thèse

Piloter de façon optimale les dispositifs de chauffage d'un habitat nécessite de gérer des paramètres, tels que l'occupation, les prévisions météorologiques, et le confort thermique. Plusieurs travaux étudient ces différents critères d'optimisation pris séparément ou de façon combinée pour les bâtiments publics ou résidentiels.

L'occupation a un impact important sur la réduction de la consommation énergétique d'un bâtiment. En effet, les systèmes de chauffage conventionnels intègrent cette variable contextuelle. La stratégie consiste à chauffer pendant les périodes d'occupation et à mettre le

chauffage en mode économie d'énergie lorsque le bâtiment est inoccupé. L'occupation peut néanmoins varier considérablement et il est alors nécessaire de doter le système de régulation d'une capacité à apprendre le rythme de vie des occupants.

Un deuxième critère pouvant avoir de l'influence sur la réduction de la consommation énergétique est l'estimation des apports énergétiques naturels. Ce dernier consistera généralement à s'appuyer sur les prévisions météorologiques. Malgré son importance, rares sont les bâtiments dont le système de régulation l'intègre. La météorologie a deux manières d'impacter la dynamique d'un bâtiment si ce dernier est correctement isolé :

- Une influence à court terme liée aux taux de rayonnement solaire. Ce dernier est corrélé à la quantité d'énergie transférée par exemple à travers les vitres.
- Une influence à long terme qui se base sur les prévisions pouvant agir sur l'inertie thermique du bâtiment.

Enfin, il convient dans une gestion optimale de prendre en compte le confort thermique. Ce dernier est un état d'esprit qui exprime la satisfaction du corps par rapport à l'environnement thermique. C'est une notion subjective puisque chaque individu appréhende ces sensations différemment selon son état psychique. Elle est difficile à mesurer et dépend de beaucoup de paramètres comme la température dans la pièce, l'humidité, la vitesse de l'air... Plusieurs chercheurs étudient ce phénomène et essayent d'estimer cette variable en associant plusieurs capteurs et en se basant sur des études statistiques.

La gestion intelligente du chauffage consiste à ne plus faire intervenir l'occupant dans le processus de régulation. Cette stratégie passera par le traitement de grand nombre de mesures et de paramètres caractérisant l'environnement de l'occupant. L'objectif de nos travaux de recherche est d'optimiser la consommation énergétique d'un bâtiment par des prises de décision automatique. Nous présentons dans ce mémoire, une approche de fusion de données qui sera fonction d'un contexte d'utilisation. Nous proposons deux versions d'algorithmes basées sur la théorie des fonctions de croyance. La première intègre deux niveaux de fusion et la deuxième utilise l'extension vide. Nous obtenons en sortie un gradient de température que nous introduisons en tant que consigne dans la commande prédictive généralisée (GPC).

C. Organisation du manuscrit

Dans le premier chapitre nous proposons un état de l'art des travaux connexes à notre étude. Nous présentons également le concept général de la théorie des fonctions de croyance et le modèle des Croyances Transférables.

Le deuxième chapitre est consacré à une première méthode de fusion qui a pour caractéristique d'être multi-niveaux. Nous détaillons les différents éléments constitutifs de notre algorithme et nous expliquons nos motivations. Nous présentons plusieurs simulations de validation de cet algorithme et nous estimons sa fiabilité.

Le troisième chapitre est consacré à une seconde proposition de fusion de nos données. Il s'agit d'un algorithme qui n'agrège plus les informations sur plusieurs niveaux mais qui fait s'exprimer nos différents experts sur un cadre commun à l'aide de l'extension vide. Nous discutons les différences entre la deuxième et la première méthode de fusion en justifiant les raisons du changement de stratégie. Nous comparons ensuite les résultats des deux méthodes à travers plusieurs simulations et nous évaluons la fiabilité de la deuxième approche par rapport à la première.

Dans le quatrième chapitre nous présentons un système de commande de chauffage basé sur la commande prédictive généralisée. Nous introduisons le gradient de température produit dans l'étape de fusion comme étant la température de référence de la commande. Nous présentons les résultats de simulation avec différents scénarios.

Enfin nous synthétisons nos travaux dans une conclusion générale et nous proposons ensuite des perspectives de développement pouvant faire suite à notre étude.

Chapitre 1. État de l'art

A. Contexte scientifique de la thèse

1. Contexte énergétique

La demande d'énergie ne cesse de croître et les énergies fossiles constituent les sources les plus utilisées dans le monde. Leur usage tend à diminuer car elles participent aux émissions de gaz à effet de serre et leur quantité est limitée sur la planète.

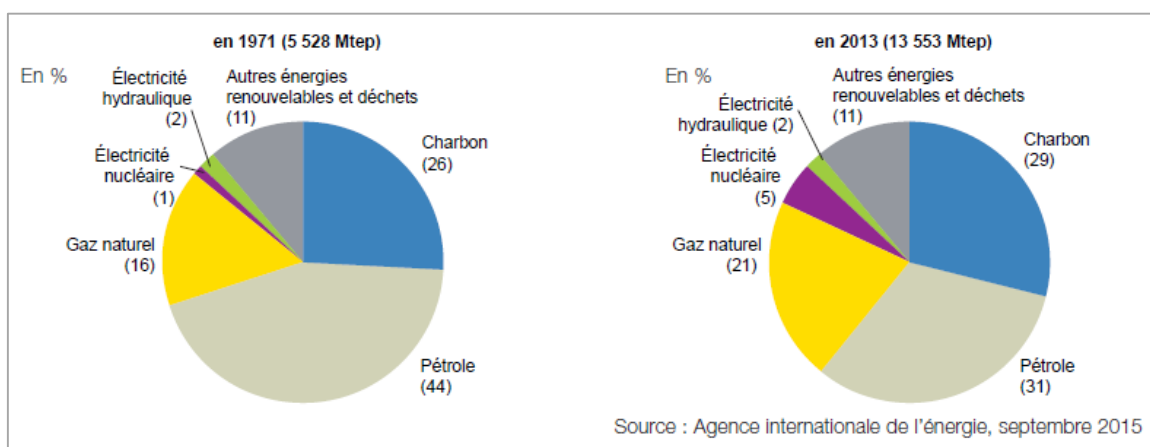


Figure 1.1 : Mix énergétique primaire dans le monde

Au niveau mondial, entre 1971 et 2013, la part du pétrole dans ce mix énergétique a baissé de treize points au bénéfice du gaz (+ 5 points), de l'électricité nucléaire (+ 4 points) et du charbon (+ 3 points). Avec 29 % du mix énergétique, le charbon constituait en 2013 la seconde source d'énergie après le pétrole, mais la première en termes d'émissions de CO₂ (45%). Ce qui explique l'augmentation continue des niveaux de gaz à effet de serre.

Le secteur résidentiel tertiaire est le plus impliqué dans la consommation d'énergie finale avec 45%, ce qui fait plus du double de la consommation industrielle. Le chauffage est le poste le plus consommateur d'énergie dans le bâtiment et il constitue l'élément qui a subi le plus d'améliorations en termes d'économie d'énergie : la consommation unitaire de chauffage par logement a reculé de 1,8 %/ an depuis 1973 (-2,8 %/an entre 2005 et 2011), grâce à la construction de logements neufs performants, et à l'utilisation de systèmes de chauffage efficace.

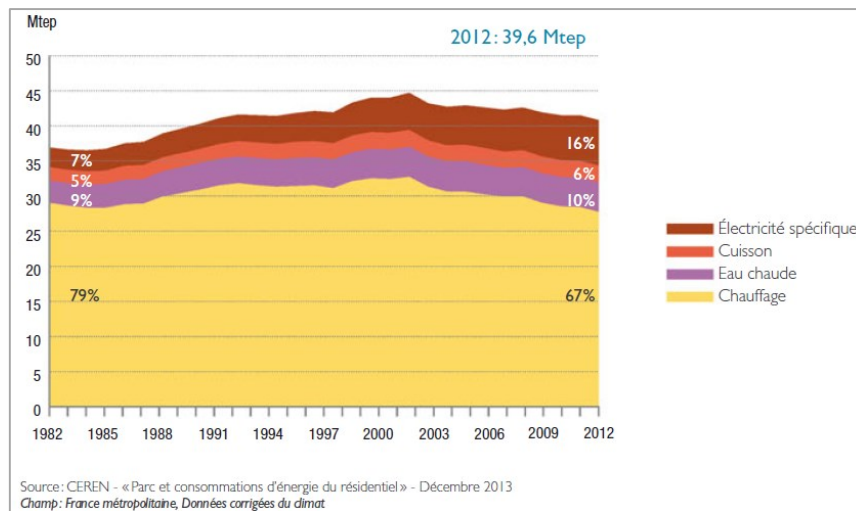


Figure 1. 2 : Consommation finale des résidences principales par usage [1]

L'électricité et le gaz sont les sources d'énergie les plus consommées, dans le bâtiment avec respectivement un pourcentage de 34% et 42% bien sûr pour le chauffage et l'eau chaude sanitaire. Pour les logements existants, la consommation unitaire moyenne d'énergie finale en 2012 est d'environ 180 kWh/m², contre 240 kWh en 1990 (soit -2,5 %/an entre 2000 et 20112). Cette amélioration est due principalement aux progrès réalisés sur les usages thermiques à savoir le chauffage, l'eau chaude sanitaire et la cuisson [1].

En effet le chauffage électrique représentait en 2013 environ un tiers du marché et 54% des modes de chauffage des logements neufs [2]. Ce qui encourage les entreprises à investir dans la recherche pour le chauffage électrique pour améliorer ses performances et le rendre le plus économique possible.

La marge de progression pour réaliser des économies sur ces dispositifs de chauffe réside essentiellement dans la régulation intelligente. Cette stratégie utilisera des formalismes et des méthodes issues du champ disciplinaire que constitue l'informatique décisionnelle.

2. Théories utilisées pour l'intégration de l'intelligence dans les systèmes

La prise de décision automatique est au cœur des stratégies visant à rendre un système intelligent. Un système de gestion intelligent est caractérisé par son autonomie dans la collecte et la prise de décision, et sa capacité à s'adapter aux changements des habitudes de l'occupant grâce à des outils d'apprentissage. Pour les systèmes de chauffage, cette démarche aura pour but d'augmenter la performance énergétique. Nous présentons dans ce paragraphe quelques théories contribuant au développement et à la réalisation d'applications et d'objets intelligents.

2.1. Les approches probabilistes

2.1.a. Modélisation bayésienne

La modélisation bayésienne est basée sur le théorème de Bayes. Les approches Bayésiennes s'appuient sur les probabilités conditionnelles c'est-à-dire sur l'estimation de la probabilité d'un événement sachant qu'un autre événement a eu lieu.

La formulation du théorème de Bayes est la suivante:

$$P(A/B) = \frac{P(B/A)P(A)}{P(B)}$$

Le terme $P(A)$ est la probabilité a priori de A. La probabilité a priori est une loi qui résume l'information disponible sur le paramètre d'intérêt en utilisant les données antérieures. Le terme $P(A/B)$ est la probabilité conditionnelle de A sachant B, appelée aussi probabilité postérieure. La probabilité a posteriori est constituée de l'information disponible sur le paramètre d'intérêt (A) qui dépend de (B).

La modélisation Bayésienne est utilisée dans plusieurs domaines : l'assistance à la conduite automobile [3, 4], la reconnaissance de formes et plus généralement le traitement de signal et image [5].

Les réseaux Bayésiens conjuguent les avantages des fondements probabilistes bayésien et la structure en réseau des approches connexionnistes. Ce modèle graphique probabiliste représente des variables aléatoires sous la forme d'un graphe orienté acyclique. Dans ce graphe, les nœuds sont les variables aléatoires et les arcs sont les relations de dépendance (ou indépendance traduite par l'absence d'arc) entre ces dernières. Les réseaux bayésiens peuvent être utilisés pour le diagnostic (médical et industriel) et l'analyse de risques [6].

L'approche bayésienne offre un cadre cohérent complet et exhaustif pour réaliser des inférences sur un modèle appris. Deux déclinaisons peuvent découler de cette approche : la modélisation markovienne et le filtre de Kalman présentés dans les paragraphes suivants.

2.1.b. Modélisation markovienne

La modélisation markovienne est un processus statistique respectant la propriété de Markov. Elle permet de modéliser un processus aléatoire en représentant les probabilités conditionnelles de changement d'état soit par des matrices de transition ou un graphe orienté. Il existe plusieurs extensions des modèles Markoviens tels que les chaînes de Markov, les

chaines de Markov cachées, les réseaux logiques de Markov (MLN : Markov Logic Network) etc.

Les chaines de Markov sont un processus de Markov à temps discret, qui prédit l'état futur en se basant sur l'état présent. Une chaîne de Markov permet de modéliser l'évolution dynamique d'un système aléatoire. Elle est composée d'états et de transitions. Une transition concrétise la possibilité de passer d'un état à un autre, elle est unidirectionnelle et elle est associée à sa probabilité. Elles sont utilisées par exemple dans les systèmes d'énergie renouvelable tels que dans l'optimisation de la taille de batterie pour les systèmes photovoltaïque [7].

Les chaines de Markov cachées permettent de prendre en considération les dynamiques cachées d'un processus. En effet, une chaîne de Markov cachée est basée sur un modèle de Markov, sauf que la séquence d'états n'est pas observée directement : les états sont cachés. Chaque état émet des "observations" avec une certaine probabilité appelée « probabilité d'émission ». Cette approche travaille sur la séquence d'observations générée par les états et non pas sur la séquence d'états. Elles sont appliquées dans le traitement d'image et plus spécifiquement dans la reconnaissance d'objets tels que les écritures manuscrites [8] et la reconnaissance des personnes [9] et des voix [10] qui peuvent être utilisées dans les systèmes de sécurité.

Les réseaux logiques de Markov (MLN) constituent un outil statique d'apprentissage automatique qui fusionne le raisonnement probabiliste et la programmation logique dans un cadre unifié. Du point de vue de la probabilité, les MLN fournissent un langage compact pour définir des réseaux de Markov étendus, et la capacité d'y intégrer de manière flexible une large gamme de connaissances. Du point de vue de la logique, les MLN augmentent la capacité de gérer l'incertitude et de tolérer des connaissances imparfaites et contradictoires [11]. Ils sont utilisés par exemple dans la reconnaissance de l'activité humaine dans un habitat intelligent [12, 13] où le modèle basé sur MLN reconnaît les activités simples et composées, normales et anormales de l'occupant.

2.1.c. Filtrage de Kalman

Le filtre de Kalman est un filtre à réponse impulsionnelle infinie qui estime les états d'un système dynamique à partir d'une série de mesures incomplètes ou bruitées. Il a le même mécanisme que le filtre Bayésien. En effet, un filtre de Kalman devient équivalent à un filtre Bayésien si ce dernier a des variables linéaires à bruits additifs et distribués. Dans le filtre de

Kalman il faut minimiser l'erreur quadratique alors que dans Bayes il faut maximiser l'estimation a priori. C'est un outil majeur de l'automatique et du traitement du signal. Il est utilisé dans de nombreux domaines technologiques : détection radar, vision électronique, communication etc... Le filtre de Kalman est par exemple utilisé dans [14] en météorologie pour estimer la vitesse du vent.

2.1.d. Synthèse

Nous avons présenté dans les paragraphes précédents quelques approches probabilistes permettant de produire automatiquement des décisions. Ces méthodes sont utilisables pour notre problème mais ne permettent pas de gérer correctement l'incertain et l'incomplet. Nous présentons donc dans les paragraphes suivants des formalismes le permettant.

2.2. Les approches possibilistes et les sous-ensembles flous

La logique possibiliste est une extension de la logique classique à des bases de connaissances ordonnées selon leur degré de certitude. La théorie des possibilités fournit des outils de représentation des informations sous forme de possibilités. Elle permet de traiter des informations provenant de bases de données différentes. Elle est issue de la théorie des sous-ensembles flous introduite par Zadeh [15]. Les approches possibilistes sont utilisées dans différents domaines tels que les systèmes experts, l'analyse de risques [16] ou le traitement d'images et du signal [17] etc.

Une autre extension de la théorie des sous-ensembles flous est la logique floue. Elle remplace la valeur de vérité d'une proposition à choisir dans {vrai, faux} par un degré de vérité, à choisir par exemple dans [0, 1]. Elle est plus facile à implémenter qu'une logique probabiliste ce qui explique son utilisation dans plusieurs domaines.

Elle est utilisée en biologie comme par exemple dans [18] pour le diagnostic du cancer du sein. En outre, la logique floue est employée pour améliorer des outils informatiques tels que par exemple le renforcement de la sécurité du Cloud [19].

Nous avons évoqué dans la partie précédente, la possibilité de traiter les problèmes d'informatique décisionnelle avec des théories déterministes. Nous nous intéressons dans les paragraphes suivants à la possibilité de résoudre ces derniers par des formalismes non déterministes.

2.3. Les réseaux de neurones

Le principe des réseaux de neurones est calqué sur le fonctionnement des cellules nerveuses humaines (neurones). Il s'agit d'une approche permettant de résoudre les problèmes de perception, d'apprentissage et de raisonnement. Les réseaux de neurones servent aujourd'hui à toutes sortes d'applications.

Par exemple, les chercheurs ont développé un outil de déploiement capable d'assister les concepteurs pour des Réseaux de Capteurs Sans-Fil (RCSF) dans le bâtiment. Leur algorithme d'optimisation est basé sur les réseaux de neurones et l'algorithme de classification K-means [20]. D'autres utilisent les réseaux de neurones dans l'apprentissage des activités humaines dans un bâtiment [21].

2.4. L'algorithme génétique

L'algorithme génétique est un algorithme d'optimisation basé sur les techniques dérivées de la génétique et des mécanismes de sélection naturelle. Le but de cet algorithme est d'optimiser une fonction prédéfinie, en travaillant sur un ensemble de solutions candidates. Il ne s'agit pas de trouver une solution analytique exacte mais de choisir une solution satisfaisante, dans un temps de calcul raisonnable. L'algorithme génétique est utilisé dans la plupart des champs disciplinaires. Les auteurs dans [22] l'utilisent pour la gestion du trafic aérien et pour résoudre les problèmes de planification du réseau aérien. Il est employé dans le traitement de signal sur la reconnaissance des visages [23].

Nous nous intéressons dans le paragraphe suivant à une modélisation de connaissance basée sur les croyances. Cette dernière se caractérise par une conception inspirée de la logique floue et des probabilités.

2.5. Théorie de l'évidence

La théorie des fonctions de croyance a pour origine les travaux de Dempster [24] sur la généralisation de l'inférence bayésienne. Elle a été développée dans un second temps par Shafer [25] où il a montré l'utilité de cette théorie pour la modélisation des informations incertaines. En plus de sa modélisation des imperfections de l'information, la théorie offre un grand choix de règles qui permettent de combiner des sources d'information pouvant être complémentaires, redondantes et non-indépendantes. Nous trouvons différentes interprétations de la théorie des fonctions de croyance et nous citons particulièrement le Modèle de Croyance Transférable (MCT) développé par Smets [26] qui a une structure de raisonnement en deux étapes (le niveau crédal et le niveau décisionnel).

Elle a été utilisée dans différents domaines par exemple dans la médecine les auteurs [27, 28] ont développé un algorithme basé sur les fonctions de croyance pour la fusion de donnée et la segmentation d'imagerie médicale. En outre elle est appliquée dans la détection des anomalies des capteurs [29] et la détection d'objets. Dans [30] afin de construire un objet décomposé en plusieurs morceaux, les fonctions de croyance servent à modéliser l'incertitude et l'imprécision des emplacements de ces derniers.

3. Champs d'application de l'algorithme décisionnelle

Les technologies intelligentes ne sont plus exclusivement utilisées dans les domaines de pointe comme le militaire, la médecine et le spatial, mais elles envahissent nos habitats et font partie de notre quotidien. Dans ce paragraphe nous nous intéresserons à l'intelligence dans les bâtiments et plus spécifiquement à l'intégration du chauffage intelligent dans l'habitat.

3.1. Projets intégrant la problématique des « Smart Grid »

La production électrique était dominée en France et en Europe par le nucléaire, mais la part de la production de sources renouvelables ne cesse de croître sur ces dernières années. Cette nouvelle production doit être raccordée aux réseaux de manière efficace. Cependant les réseaux électriques doivent devenir plus intelligents pour gérer efficacement la production et la consommation. En effet les réseaux électriques appelés Smart Grids intègrent les nouvelles technologies de l'information pour communiquer entre les différents sites de production d'énergie.

Depuis 2008, le développement des Smart Grids en France a permis l'émergence de 118 projets de démonstrateurs pour un investissement total de plus de 500 millions d'euros. En effet, différentes plates-formes de réseaux intelligents ont été installées dans toute l'Europe et le projet français Think Smart Grids a été lancé en 2015. La région de Bretagne en lien avec les Pays-de-la-Loire ont déposé le projet « Smile ». Le projet « Flexgrid » est proposé par le Conseil régional de Provence-Alpes-Côte d'Azur. La région Nord-Pas-de-Calais a remporté le financement du projet "You & Grid" déposé par la métropole européenne de Lille [31].

Le développement croissant des projets Smart Grid à l'échelle nationale, européenne et mondiale favorise le développement des projets villes intelligentes « Smart Cities » et par conséquent facilite l'évolution des projets Smart Home.

3.2. Les villes intelligentes “Smart Cities”

Une ville intelligente est une zone urbaine qui intègre les technologies de l'information et de la communication. Elle collecte des données électroniques auprès des citoyens et des plateformes d'activité, afin de gérer efficacement les ressources d'énergie. Sur la dernière décennie le concept de villes intelligentes appelées aussi « Smart Cities » a été très utilisé. Il n'est pas seulement limité à l'application des nouvelles technologies dans les infrastructures des villes mais il peut également intégrer et gérer les sources d'énergie renouvelable. Leur objectif est d'améliorer la qualité des services urbains et réduire la consommation énergétique.

De nos jours les villes intelligentes sont interconnectées, durables, confortables, attractives et sécurisées. Elles utilisent les technologies de l'information et de la communication (TIC). En fait une ville est intelligente si elle transforme toutes les informations acquises par tous les types de capteurs et les convertit en connaissances utiles pour gérer efficacement ses ressources. Pour devenir intelligentes les villes doivent développer de nouvelles infrastructures et des services performants dans tous les domaines : transport, environnement durable (énergie et déchet) et habitat intelligent. Plusieurs pays se sont investis dans des projets de « smart Cities », tels que « Smart Heating Europe », « Sunstore4 », « le Smart Reflex », « City Zen », « Grow Smarter » etc.

Citons l'exemple du projet « Sunstore4 » installé sur l'île Marstal au Danemark. Dans cette ville, le réseau de chauffage urbain est alimenté par un dispositif de production 100% renouvelable. Il est constitué d'un champ de capteurs photovoltaïques, de biomasse, de pompes à chaleur et d'un système de stockage de chaleur.

Le projet « Smart Reflex : renewable district Heating and cooling » est l'extension du projet SunStore4. Il a pour objectif de développer un chauffage et un climatiseur urbain qui se basent sur une source d'énergie 100 % renouvelable. Six régions dans quatre pays européens différents participent à ce projet.

L'intégration des dernières innovations technologiques dans un bâtiment a donné lieu à un nouveau concept qui est l'habitat intelligent. C'est ce que nous détaillons dans le paragraphe suivant.

3.2.a. Notion d'habitat intelligent

Un habitat intelligent est une maison ou un appartement connecté qui possède des capacités interactives et décisionnelles. Les équipements d'une maison intelligente sont

communicants.-Généralement des systèmes de commande automatisés tels que le GTC¹ ou le GTB² supervisent les actions visant à maintenir des conditions de confort optimales.

La GTC est un système de traitement des informations qui permet de gérer un lot technique donné comme le chauffage, ou l'éclairage, ou la climatisation, etc. Cependant, la GTB est le niveau supérieur de la GTC : elle gère l'ensemble des systèmes de traitement des informations provenant d'un même logement tel que chauffage, climatisation, ventilation, électricité, et la sécurité. L'intégration de la GTB dans les entreprises et les logements pousse à avoir des systèmes de plus en plus connectés.

Les travaux de thèse [32] proposent une réduction de la consommation basée sur l'analyse de pics où les prix sont les plus élevés. Les auteurs ont utilisé des capteurs et des actionneurs sans fils communicant entre eux à l'aide du protocole ZigBee. Le but est de minimiser le coût de la consommation globale en prenant en compte le confort. Dans [33] les auteurs s'intéressent à modéliser l'activité résidentielle et à prédire l'état d'occupation avec une méthode stochastique utilisant les chaînes de Markov. Dans [34] les auteurs développent un algorithme d'optimisation dynamique basé sur des données météorologiques. Les réseaux de neurones tels que dans [35, 36] font aussi partie des solutions proposées. La méthode souvent utilisée pour la commande du chauffage est la commande prédictive basée sur le modèle (MPC : Model Predictive Control). Le PID est aussi un choix pratique pour la commande du chauffage. En associant le PID à l'MPC des meilleures performances peuvent être obtenues comme démontré dans l'étude [37].

3.2.b. Projets d'habitat intelligent

Plusieurs projets sont menés à l'échelle mondiale pour créer des maisons intelligentes, aussi appelées « Smart home ». L'objectif des projets détaillés dans ce paragraphe est d'optimiser la consommation énergétique. Plusieurs projets s'inscrivent dans cette thématique d'habitat intelligent sont élaborés dans des laboratoires de recherche et financés par des industriels. Les projets Sweet-Home (France), FIEMSER, MavHome (États-Unis d'Amérique), OptiControl (Suisse) en sont l'exemple.

Le projet OptiControl est la coopération de plusieurs laboratoires de recherche et industriels Suisse. Il a pour objectif d'améliorer l'efficacité énergétique dans les bâtiments. Les concepteurs se sont concentrés sur l'application Integration Room Automation (IRA) dans les

¹ GTC : Gestion Technique Centralisée

² GTB : Gestion Technique du Bâtiment

locaux de bureau. En effet, l'IRA s'occupe du contrôle automatisé des stores, de l'éclairage électrique, du chauffage, du refroidissement et de la ventilation des mono zones dans un bâtiment. OptiControl combine les travaux les plus récents dans les domaines des technologies de construction des bâtiments, de la prévision météorologique, la prédiction d'occupation et de l'ingénierie de commande. Le projet développe et teste de nouvelles approches de commande prédictive et des modules logiciels pour les intégrer dans les systèmes d'automatisation des bâtiments commerciaux

Nous pouvons citer aussi le projet français Sweet-Home, financé par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR) et réalisé au sein du laboratoire d'informatique de Grenoble. Le projet [38] est un système domotique ubiquitaire, capable d'interagir avec l'utilisateur via une commande vocale et tactile. En outre, grâce à 150 capteurs installés dans l'appartement « DOMUS » (Figure 1. 3), le système basé sur la technologie de KNX peut détecter les situations de risques et prendre des décisions suivant le contexte. Plusieurs tests ont été effectués grâce à la participation de 16 utilisateurs de différentes tranches d'âge. Il est conçu pour aider les personnes à mobilité réduite, ou les personnes âgées qui ont besoin d'une assistance.



Figure 1. 3 : Enregistrements des caméras installées dans la plateforme du projet "Sweet-Home" [38]

3.3. Chauffage intelligent

3.3.a. Notion de chauffage intelligent

Pour améliorer l'efficacité énergétique d'un bâtiment, il est nécessaire de rendre intelligent le chauffage. Le chauffage intelligent est un terme qui désigne les installations de chauffage modernes qui permettent à l'utilisateur d'ajuster et de surveiller la température dans sa maison à distance. Un système d'apprentissage peut permettre de connaître les habitudes de l'occupant et par conséquent régler la température en fonction de ces dernières. Par conséquent, le gestionnaire peut anticiper des montées et des baisses de température en fonction des présences et des absences. Un chauffage intelligent permet d'optimiser un ou plusieurs critères fixés par l'occupant : l'économie d'énergie, le confort thermique, gérer de l'arbitrage énergétique lorsque le système de chauffage est multi-sources. L'algorithme d'optimisation peut être multi-objectif.

La gestion du chauffage et des différents équipements de l'habitat intelligent s'effectue grâce à un réseau de communication offrant au système un moyen de contrôle sur les équipements. Plusieurs protocoles peuvent remplir cette tâche tels que Zigbee [32], wifi etc. La détermination du profil d'occupation est essentielle dans la gestion du chauffage

3.3.b. Produits utilisés pour le chauffage intelligent



Figure 1. 4 : L'unité centrale de Pluzzy et ses différents dispositifs connectés

Un certain nombre de produits dits « intelligents » ont été commercialisés ces dernières années. Ils permettent de réguler de façon contextuelle le chauffage. Dans ce cadre nous pouvons citer le thermostat Pluzzy [39] développé par Toshiba et Ijenko. La gamme Pluzzy se compose d'une unité centrale capable de commander jusqu'à 255 équipements différents tels que des prises intelligentes, des modules pour compteur électrique, des détecteurs de mouvement, des thermostats connectés dans les différentes pièces de la maison etc. Les

différents dispositifs communiquent entre eux grâce au ZigBee et peuvent ensuite être contrôlés depuis une application disponible sur smartphone (IOS ou Android), ordinateur, télévision ou tablette. La gamme permet d'estimer et de réguler la consommation annuelle de la maison à l'aide d'un programme personnalisé afin d'économiser l'énergie, et les dépenses.

Netatmo [40] est une autre gamme de dispositifs intelligents disponibles sur le marché. Elle offre différents services liés à la consommation énergétique. À travers, une station météo individuelle, différents capteurs installés dans la maison, et un planning d'apprentissage automatique des habitudes de l'occupant, ce système essaye d'établir un confort optimal dans la maison en agissant sur le chauffage. En outre, il détecte différents événements : l'ouverture d'une fenêtre ou la sortie de l'occupant, par conséquent il agit suivant ces différentes conditions pour économiser de l'énergie. Ainsi, il permet à l'utilisateur de contrôler sa consommation et d'agir sur les vannes du chauffage à distance via une application smartphone.



Figure 1.5 : Cloud API³ pour le projet d'une maison intelligente

Il existe plusieurs dispositifs qui peuvent assurer la connectivité de tous les appareils installés dans une maison via des applications smartphone. Le problème est que chaque marque a son propre protocole de communication. Ainsi, pour résoudre ce problème le constructeur coréen Samsung a décidé d'ouvrir son protocole de communication aux concurrents. Samsung est un des leaders mondiaux en matière de smartphone et il produit déjà de nombreux dispositifs connectés pour la maison intelligente. Il propose de connecter tous les appareils via le Cloud : c'est le Smart Home Protocol (SHP) [41]. Nous proposerons dans cette thèse une méthode de

³ Cloud A PI : Cloud Application Programming Interface

fusion de données qui permettra de collecter et de traiter les informations provenant des différents capteurs. La consigne, résultat de cette fusion, servira à commander le chauffage sans avoir recours à un protocole de communication.

Nous constatons qu'il existe plusieurs produits sur le marché (Tado, Nest, Teddinet, Needo, Neostat, Honeywell...) qui offrent à peu près les mêmes fonctionnalités.

La première partie de ce chapitre a été consacrée à la présentation du contexte général lié à la consommation énergétique. Nous avons aussi proposé une synthèse non exhaustive, mais néanmoins représentative des projets réalisés dans le cadre de l'arbitrage énergétique et de la gestion intelligente du chauffage. Nous présentons dans la deuxième partie de ce chapitre, la théorie des fonctions de croyance qui constituera notre cadre de travail pour la prise de décision de nos propositions algorithmiques.

B. Généralités sur la théorie des fonctions de croyance

1. Introduction à la fusion de données

Pour définir la fusion de données nous devons passer par deux étapes ; la première est la modélisation de l'information et la deuxième est le choix du formalisme mathématique de traitement de la connaissance. La modélisation consiste à représenter les informations à fusionner en se basant sur les connaissances de l'expert. Par ailleurs, le choix du formalisme mathématique consiste à choisir la loi de combinaison adéquate pour fusionner les données et à choisir le critère suivant lequel la décision sera prise.

Par ailleurs, une information peut avoir une ou plusieurs caractéristiques à la fois, elle peut être hétérogène, incertaine, imprécise, incomplète, ambiguë ou contradictoire. Ainsi, la fusion d'informations peut se baser sur plusieurs théories selon sa forme et ses caractéristiques.

Les différentes méthodes de fusion de données permettent d'obtenir une information traitée à partir d'autres données collectées quelles que soient leurs origines et leurs hétérogénéités. Dans la littérature, plusieurs approches peuvent être considérées comme méthodes de fusion d'informations, tels que les réseaux de neurones, les chaînes de Markov cachées, ou les algorithmes génétiques. Cependant, les méthodes les plus utilisées se reposent sur les probabilités et les approches floues [42].

La théorie des possibilités est issue d'une approche floue reposant sur la théorie des sous-ensembles flous. Les approches objectives telles que les approches bayésiennes et la théorie des fonctions de croyance reposent sur la probabilité. Nous présentons dans ce

paragraphe une comparaison entre le modèle probabiliste, l'approche floue et la théorie des fonctions de croyance.

2. Présentation des cadres connexes aux fonctions de croyance

- Modèle probabiliste

La notion de probabilité est introduite au XVII^{ème} siècle dans l'étude des jeux de hasard. Son concept est lié à l'expérience aléatoire. L'ensemble des résultats possibles de l'expérience se trouve dans son cadre de solutions appelé univers et noté Ω . Une probabilité est une fonction définie sur un ensemble de partie de Ω vérifiant :

- $P(\emptyset) = 0$ et $P(\Omega) = 1$
- Si $(A_n)_{n \in \mathbb{N}}$ est une suite d'événements deux à deux disjoints alors :

$$P\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) = \sum_{n \in \mathbb{N}} P(A_n)$$

Avec $P(A)$ la probabilité attribuée à l'évènement A. La probabilité est affectée seulement à des hypothèses singletons.

En théorie des probabilités nous distinguons deux définitions de probabilité : la fréquentiste et la subjective. La première considère la valeur $P(A)$ comme la limite de la fréquence d'occurrence de l'évènement A lorsque l'expérience est répétée un grand nombre de fois. L'interprétation fréquentiste ne permet pas de raisonner sur l'incertain si les données statistiques disponibles ne sont pas suffisantes et pour raisonner sur l'incertain, il faut replacer les probabilités obtenues dans le cadre d'un problème de prise de décision.

Contrairement à l'interprétation fréquentiste, elle exclut la notion de répétition d'une expérience aléatoire et suppose que nous pouvons attacher au nombre $P(A)$ une valeur subjective qui dépend du contexte et de l'avis de l'individu. Elle s'appuie sur le théorème des probabilités conditionnelles pour calculer la probabilité de réalisation d'une classe sachant qu'une observation est réalisée. En effet, les méthodes les plus utilisées pour la fusion de données ont été envisagées à partir de l'approche bayésienne. Elle permet une modélisation aisée de l'imprécision sur les données et offre une combinaison à l'aide de la règle de Bayes. Cependant, dans le cas d'une fusion multi-sources, la théorie des probabilités ne prend pas en compte le conflit entre les sources et elle ne permet pas de modéliser l'ignorance totale ce qui

peut donner des résultats incohérents lors de leur fusion. Pour remédier à ces inconvénients d'autres théories ont été développées telles que la logique floue et les fonctions de croyance.

- **Modèle flou**

La théorie des ensembles flous est développée par Zadeh [43] pour traiter les informations imprécises. Contrairement à la logique classique, la logique floue permet d'affecter diverses valeurs de vérité entre le vrai et le faux. En effet un élément x peut appartenir à deux ensembles disjoints à divers degrés d'appartenance désignant des fonctions d'appartenance. Les ensembles flous permettent de représenter le caractère imprécis des informations. L'incertitude est représentée de manière implicite mais elle n'est accessible que par l'intermédiaire des fonctions d'appartenance.

De ce modèle floue est issue la théorie des possibilités introduite par Dubois et Prade [44]. Cette théorie autorise une représentation plus souple que l'approche probabiliste. Elle permet une modélisation pratique de la connaissance à l'aide des fonctions de distribution pour traiter l'imprécision et l'incertitude. En effet, elle ne modélise pas un degré de croyance ou de vérité, mais plutôt la préférence que nous avons pour une hypothèse. De plus, le cadre possibiliste offre un choix d'opérateurs de combinaison plus important que celui de la probabilité, ce qui est plus avantageux. En revanche, la théorie des possibilités ne gère pas le conflit entre sources et ne permet pas une modélisation de l'ignorance que nous pouvons avoir envers des hypothèses.

Le choix d'une théorie parmi d'autres est lié à la nature des données exploitées. Par ailleurs, les fonctions de croyance sont capables de représenter plusieurs types de connaissance et constituent de ce fait un cadre riche et flexible pour la représentation des informations incertaines. C'est pour cela que nous avons choisi de travailler avec la théorie des fonctions de croyance afin de conditionner et manipuler nos données hétérogènes et incertaines.

- **La théorie des fonctions de croyance**

La théorie des fonctions de croyance est connue aussi sous le nom de la théorie de Dempster-Shafer. C'est un outil issu des travaux d'A. Dempster, sur les bornes inférieures et supérieures d'une famille de distributions de probabilités [45], celle-ci ont permis à G. Shafer d'asseoir les bases de la théorie des fonctions de croyance [25]. Elle permet, de traiter de manière rigoureuse les notions d'incertitude et d'imprécision des informations. Elle permet également de modéliser la connaissance que nous avons sur l'état d'un système, mais aussi de

modéliser rigoureusement notre manque de connaissance ce que nous ne pouvons pas faire avec les probabilités.

La théorie des fonctions de croyance repose sur différents modèles. Le premier modèle repose sur la théorie des probabilités imprécises appelée aussi théorie des probabilités inférieures [46]. Le second modèle proposé par Dempster [45, 24] est un cas particulier des probabilités imprécises. Le dernier modèle, présenté par Smets [47, 48], est une extension de la théorie de l'évidence, c'est le Modèle des Croyances Transférables (MCT).

Avec le MCT, il est possible d'intégrer des informations hétérogènes dans le même formalisme, d'utiliser de l'information contextuelle, d'exploiter la dépendance des sources ainsi que leur complémentarité et redondance potentielle, et de combiner des sources partiellement conflictuelles. C'est un modèle très riche en opérateurs qui le rend approprié à la modélisation et la combinaison d'informations hétérogènes, incertaines et imprécises. Nous avons utilisé le modèle des croyances transférables pour développer notre méthode de fusion de données. Par ailleurs, nous présentons dans ce chapitre les notions utilisées dans le MCT.

3. Modèle des Croyances Transférables

Le modèle des croyances transférables élaboré par Smets, est un modèle non probabiliste [49] de raisonnement incertain qui diffère du modèle probabiliste par sa structure de raisonnement cf. la Figure1. 6. L'atout principal du MCT est qu'il peut modéliser le conflit et l'ignorance et qu'il est adapté pour séparer le conflit généré de la fusion des données. Le conflit est représenté tel que $m(\emptyset) > 0$ et l'ignorance est $m(\Omega) > 0$.

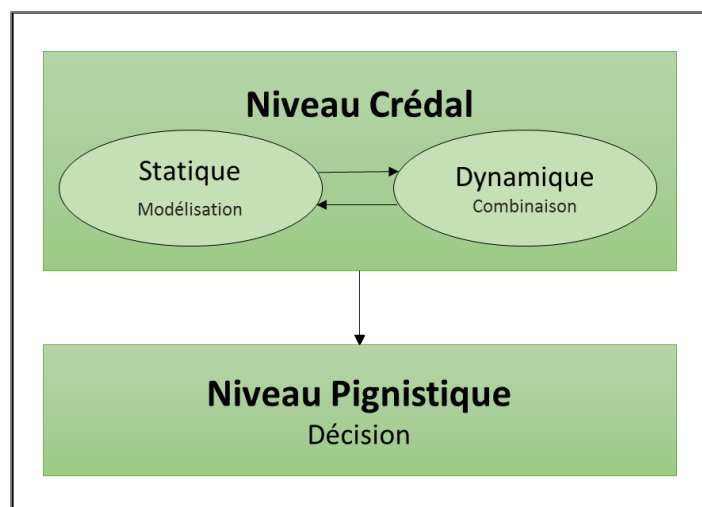


Figure1. 6 : Structure du modèle des Croyances Transférables

Dans la MCT nous pouvons distinguer deux niveaux :

- le niveau crédal : ce niveau peut être divisé en deux parties : statique et dynamique. Il est chargé de la modélisation et la combinaison des informations.
- le niveau pignistique : c'est un niveau décisionnel, chargé de la prise de décision à partir des données traitées dans le niveau crédal.

3.1. Niveau crédal : Partie statique

3.1.a. Cadre de discernement

La modélisation par fonctions de croyance se base principalement sur la définition d'un ensemble appelé cadre de discernement. C'est un ensemble fini contenant N éléments qui représentent toutes les solutions exhaustives et exclusives du problème posé. Il est généralement noté Ω :

$$\Omega = \{H_i ; 1 \leq i \leq N\} \quad (1)$$

$$\text{Avec } H_i \cap H_j = \emptyset ; \forall i, j \text{ et } i \neq j$$

Si le cadre vérifie la condition du monde fermé (closed-world) [49], alors il est exhaustif et les hypothèses sont exclusives. Ceci signifie qu'il n'existe pas une solution au problème en dehors de l'ensemble Ω . Dans ce cas, la masse sur l'ensemble vide est nulle, $m(\emptyset)=0$. Si cette condition n'est pas vérifiée, alors le cadre de discernement est non exhaustif. Nous affectons une masse de croyance à l'ensemble vide ($m(\emptyset)>0$) afin d'annoncer que la solution au problème peut-être en dehors de l'ensemble Ω . Nous parlons alors du monde ouvert (open-world), comme c'est le cas dans le modèle de Smets [50].

Notre modélisation des fonctions de masse se base sur le MCT, par conséquent nous travaillons dans un monde ouvert. Par ailleurs, nous pouvons définir l'ensemble des parties de Ω ; qui contient les singletons d'hypothèses et toutes les disjonctions d'hypothèses possibles de Ω , noté 2^Ω :

$$2^\Omega = \{A / A \subseteq \Omega\} = \{\emptyset, H_1, \dots, H_N, H_1 \cup H_2, \dots, \Omega\} \quad (2)$$

Le passage du monde fermé au monde ouvert n'est pas trivial par contre le passage du monde ouvert au monde fermé consiste à redistribuer la masse de l'ensemble vide sur les autres sous-ensembles de 2^Ω .

3.1.b. Fonction de masse

La croyance sur une proposition est définie par la masse de probabilité élémentaire. Celle-ci présente une grande analogie avec la notion de distribution de probabilités à la différence que nous pouvons répartir une masse parmi les éléments de 2^Ω , c'est-à-dire non seulement parmi l'ensemble des hypothèses singletons, mais aussi parmi les disjonctions d'hypothèses. Ainsi, nous définissons l'élément caractérisant la théorie de l'évidence : la fonction de croyance BBA (Basic Belief Assignments) ou appelée aussi la fonction de masse. Elle est définie comme suit :

$$\begin{aligned} m : 2^\Omega &\rightarrow [0,1] \\ A &\rightarrow m(A) \\ \text{avec } \sum_{A \subseteq \Omega} m(A) &= 1 \end{aligned} \quad (3)$$

Tout sous-ensembles A de Ω tels que $m(A) > 0$ est appelé élément focal. Le nombre $m(A)$ peut être interprété comme la fraction de la masse unité allouée à A sur la base de notre état de connaissance. A la différence des probabilités, nous remarquons qu'il est possible d'allouer de la masse à des sous-ensembles et non pas uniquement à des singletons. Cette possibilité confère au modèle une grande souplesse de représentation. Il est en effet possible de modéliser des connaissances précises ou imprécises, certaines ou incertaines de manière très naturelle.

Cas particuliers de fonctions de masse

Nous définissons dans cette partie quelques cas particuliers de fonctions de masse [51]

- *Fonction de masse simple* : si elle possède deux éléments focaux dont l'un est Ω
- *Fonction de masse catégorique*: si toute la croyance est attribuée à un seul élément A de Ω . Dans ce cas nous avons un seul élément focal et $m(A)=1$: appelé aussi masse certaine
- *Fonction de masse vide* : si l'information fournie est l'ignorance, dans ce cas le cadre de discernement Ω est le seul élément focal ; $m(\Omega) = 1$: représente l'ignorance complète
- *Fonction de masse contradictoire* : Une fonction de masse contradictoire sur Ω est une fonction de masse catégorique sur \emptyset ; $m(\emptyset)=1$.

- *Fonction de masse normale* : dans le cas où $m(\emptyset)=0$ et dans le cas contraire elle est dite sous-normale
- *Fonction de masse dogmatique* : si le cadre de discernement Ω n'est pas un élément focal ; $m(\Omega)=0$
- *Fonction de masse consonante* : si les éléments focaux sont ordonnés par inclusion ; $\forall A, B \in 2^\Omega$ si $m(A) \neq 0$ et $m(B) \neq 0$ alors $A \subseteq B$ ou $B \subseteq A$.
- *Fonction de masse bayésienne*: si les tous éléments focaux sont des singletons (donc c'est une fonction de probabilité)

3.1.c. Transformation d'une fonction de masse

A partir d'une fonction de masse plusieurs autres fonctions peuvent être déduites. La fonction de crédibilité [26]:

- La fonction de crédibilité

La crédibilité de A (notée $Bel(A)$) représente la croyance minimale soutenant une proposition A. C'est une interprétation pessimiste de la fonction de croyance et s'écrit de la manière suivante :

$$\begin{cases} Bel : 2^\theta \rightarrow [0,1] \\ Bel(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \end{cases} \quad (4)$$

$$\text{Avec: } \begin{cases} Bel(A) = 1 ; \text{ si } A = \Omega \\ Bel(A) = 0 ; \text{ si } A = \emptyset \end{cases}$$

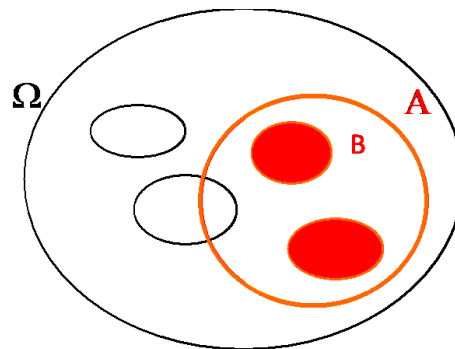


Figure 1.7 : Fonction de crédibilité

- La fonction de plausibilité

La plausibilité de A (notée $Pl(A)$) est quant à elle calculée comme la somme des masses des éléments ne contredisant pas A. C'est une interprétation optimiste de la fonction de masse et elle est définie comme suit :

$$\begin{cases} Pl : 2^\theta \rightarrow [0,1] \\ Pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \emptyset} m(B) \end{cases} \quad (5)$$

Avec : $\begin{cases} Pl(A) = 1 ; \text{si } A = \emptyset \\ Pl(A) = 0 ; \text{si } A = \Omega \end{cases}$

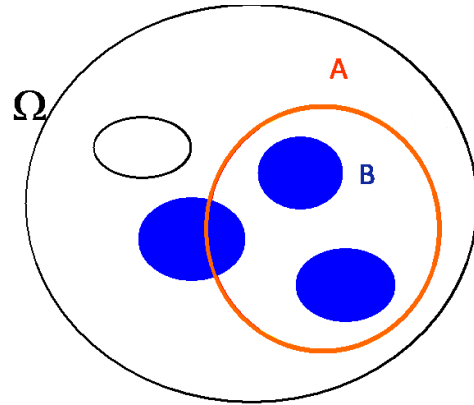


Figure 1.8 : Fonction de plausibilité

- La fonction d'implicabilité

La fonction d'implicabilité est définie par :

$$b(A) = \sum_{B \subseteq A, B \neq \emptyset} m(B), \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (6)$$

- Fonction de communalité

La fonction de communalité est définie par :

$$q(A) = \sum_{B \supseteq A} m(B), \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (7)$$

Les fonctions d'implicabilité et de communalité, n'ont pas d'interprétation intuitive. Mais, elles servent pour simplifier les calculs lors de la combinaison disjonctive des croyances.

3.2. Niveau Crédal : Partie dynamique

Dans ce niveau nous présenterons les combinaisons des différentes sources et plus spécifiquement celles que nous avons utilisées dans ce travail.

3.2.a. Notion de redondance et d'indépendance des sources

La difficulté de combinaison des sources d'information augmente non seulement avec l'augmentation de nombre de sources mais par des mesures de complémentarité, de redondance et d'indépendance entre les différentes sources.

En effet, les notions de redondance et de complémentarité sont indispensables pour la gestion des sources. La complémentarité consiste dans le fait qu'une information peut être délivrée par une source et absente pour une autre, ainsi elle permet de résoudre le problème des imprécisions des sources. Par contre, la redondance des sources fortifie l'information ce qui répond au problème de défaillance des sources. Un autre aspect qui caractérise le lien entre les sources c'est leur indépendance qui est divisée en statique et cognitive. L'indépendance statique n'est pas toujours vérifiée, vu que les sources sont généralement de même nature et donnent

leur avis sur les mêmes phénomènes. Par contre, l'indépendance cognitive [52] n'est vérifiée que dans le cas où les sources ne communiquent pas entre elles, en d'autre terme l'information obtenue par une source ne modifie pas celle donnée par une autre. Avoir une idée sur les différents liens possibles entre les sources est important puisqu'elle nous permet de mieux modéliser l'information pour obtenir la décision appropriée pour un problème donné.

3.2.b. Principe du moindre engagement et ordonnancement

Le principe du moindre engagement (PMI) a un rôle important dans le MCT. Son principe est le suivant : si nous avons deux fonctions de masse compatible avec un ensemble de contraintes, nous devons choisir la moins informative c'est-à-dire la moins engagée. Afin que ce principe soit opérationnel, il est nécessaire de définir une méthode pour comparer les fonctions de masse suivant le contenu de leur information. Trois méthodes d'ordonnancement ont été proposées par Yager, Prade et Dubois pour comparer l'engagement des fonctions de croyance lorsqu'elles sont définies dans un même cadre de discernement. Elles sont définies comme suit :

- *Définition 1 : pl-ordonnancement*

Deux fonctions de masse m_1 et m_2 , $m_1 \sqsubseteq_{pl} m_2$ si et seulement si $pl_1(A) \leq pl_2(A)$, $\forall A \subseteq \Omega$.

- *Définition 2 : q-ordonnancement*

Deux fonctions de masse m_1 et m_2 , $m_1 \sqsubseteq_q m_2$ si et seulement si $q_1(A) \leq q_2(A)$, $\forall A \subseteq \Omega$.

- *Définition 3 : s-ordonnancement*

Deux fonctions de masse m_1 et m_2 , $m_1 \sqsubseteq_s m_2$ si et seulement s'il existe une matrice carrée S dont son terme général $S(A, B)$, $A, B \in 2^\Omega$ telle que :

$$\sum_{B \subseteq \Omega} S(A, B) = 1, \quad \forall A \subseteq \Omega$$

$$S(A, B) > 0 \Rightarrow A \subseteq B, \quad A, B \subseteq \Omega$$

$$\text{et } m_1(A) = \sum S(A, B)m_2(B), \quad \forall A \subseteq \Omega$$

La matrice S est appelée matrice de spécialisation [53] et elle est représentée par une matrice stochastique en colonne qui vérifie $m_1 = S \times m_2$. Ainsi, m_1 est reconstruite en répartissant la masse sur tous les éléments focaux de m_2 sur leurs sous-ensembles. m_1 est bien une spécialisation de m_2 , donc, m_2 est une généralisation de m_1 .

3.2.c. Affaiblissement

Dans un système de fusion multi-sources, le doute sur la fiabilité d'une source d'information est pris en considération dans la théorie des fonctions de croyance. Ce doute est connu comme degré de fiabilité appelé aussi affaiblissement. Il est introduit par Shafer [25]. Afin de prendre en compte ce doute dans le processus de modélisation une correction peut s'imposer à l'aide du coefficient d'affaiblissement $\alpha \in [0, 1]$. La distribution de masse après l'affaiblissement est donnée par l'expression suivante :

$$\begin{cases} m(A) = (1 - \alpha)m(A) \\ m(\Omega) = \alpha + m(\Omega)(1 - \alpha) \end{cases} \quad (8)$$

3.2.d. Les règles de combinaison des croyances

Avoir une modélisation le plus réaliste possible du problème et modéliser l'information fournie par chaque source d'information est intéressant et peut nous indiquer la solution adéquate au problème. Néanmoins, dans le cas d'un système à plusieurs sources il est plus intéressant de les combiner pour avoir une information plus fiable. La théorie des fonctions de croyance propose plusieurs règles de combinaison possibles. Elle permet de combiner deux fonctions de masse m_1 et m_2 provenant chacune d'une source d'information S_1 et S_2 . Nous considérons pour cette partie la notation suivante : Ω, Θ , 2 cadres de discernement différents, $A, B, C \subseteq 2^\Omega$.

3.2.d.i. Combinaison orthogonale

La combinaison orthogonale appelée aussi la combinaison de Dempster est notée \oplus . C'est la première règle introduite dans la théorie par Shafer [25] pour combiner des sources indépendantes. La combinaison orthogonale s'écrit comme suit ; pour tous $A \subseteq 2^\Omega$, la quantité :

$$m_1 \oplus m_2(A) = \frac{1}{1 - k} \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C) \quad (9)$$

Avec k le coefficient de normalisation qui est aussi considéré comme le degré de conflit.

$$k = \sum_{B \cap C = \emptyset} m_1(B)m_2(C) \quad (10)$$

3.2.d.ii. Combinaison conjonctive

Une combinaison proposée par Smets dans le cadre de la MCT est la combinaison conjonctive qui est utilisée dans le cas où les sources sont fiables et notée par \odot . Elle est définie par l'équation (10) pour tout $A \subseteq 2^\Omega$:

$$m_1 \odot m_2(A) = m_{1,2}(A) = \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C) \quad (11)$$

Nous pouvons remarquer qu'il y a une relation entre la règle orthogonale et la règle conjonctive. En fait, la combinaison conjonctive est la règle orthogonale non normalisée. Si l'intersection de B et C est vide nous concluons que les sources combinées sont conflictuelles. La combinaison conjonctive permet d'exposer le problème de conflit et ne le normalise pas comme dans le cas de la combinaison orthogonale. C'est important d'avoir une idée sur l'état de conflit pour pouvoir identifier son origine et l'éliminer par la suite.

3.2.d.iii. Combinaison disjonctive

La règle disjonctive est utilisée dans le cas où la fiabilité des sources n'est pas vérifiée ou dans le cas où une source au moins est fiable. Elle été introduite par Dubois et Prade [53] et s'écrit sous cette forme :

$$m_1 \oplus m_2(A) = \sum_{B \cup C = A} m_1(B).m_2(C) \quad (12)$$

3.2.d.iv. Règle prudente

La règle prudente [54] de Denoeux repose sur le principe du moindre engagement, par conséquent la fonction de masse la moins informative doit être choisie. Ce principe suppose l'existence d'une relation d'ordre entre les fonctions de croyance. Parmi ces relations d'ordre nous pouvons citer \sqsubseteq_w , qui se base sur les poids w issus de la décomposition canonique décrite dans la section B.3.2.e ci-après.

Soit m_1 et m_2 deux fonctions de masse non dogmatiques. Nous disons que m_1 est plus riche que m_2 au sens de \sqsubseteq_w , si $w_1(A) \leq w_2(A)$, pour tout $A \subset \Omega$. Le plus grand élément par la relation \sqsubseteq_w existe et est unique. Il est défini par :

$$w_{1 \otimes 2} = w_1 \wedge w_2$$

Avec $\wedge = \text{minimum}$. L'opérateur prudent est défini de la façon suivante :

$$m_{1 \otimes 2} = m_1 \otimes m_2 = \bigoplus_{A \subset \Omega} A^{w_1(A) \wedge w_2(A)}$$

La règle prudente autorise la combinaison de sources non distinctes. Elle est commutative, associative et idempotente.

3.2.e. Décomposition canonique

On appelle fonction de masse simple toute fonction qui possède au plus deux éléments focaux dont l'un est Ω . Elle vérifie la fonction $m : 2^\Omega \rightarrow \mathbb{R}$ tel que :

$$\begin{aligned} m(A) &= 1 - w(A) \\ m(\Omega) &= w(A) \end{aligned}$$

Sa notation $A^{w(A)}$ introduite par Shafer où $w(A) \in [0; 1[$ est le poids associé à l'élément A . par exemple la fonction de masse vide est notée A^1 et celle catégorique est notée A^0 . La décomposition canonique est introduite par Shafer [25] et consiste à exprimer une fonction de masse non-dogmatique sous la forme d'une combinaison conjonctive de fonctions de masse. La décomposition canonique d'une fonction de masse non dogmatique est unique si ses éléments sont tous distincts. Elle est représentée comme suit :

$$m = \bigoplus_{A \subset \Omega} A^{w(A)}, w(A) \in [0,1], \forall A \subset \Omega$$

Smets a proposé la décomposition canonique de toute fonction de masse non dogmatique m en un ensemble de fonction à support simple généralisée en se basant sur la règle conjonctive de la MCT.

$$m = \bigodot_{A \subset \Omega} w(A) \in] - \infty, +\infty[, \forall A \subset \Omega$$

Par ailleurs, la fonction de poids w de cette décomposition est déduite de la fonction de communalité q associée à la fonction de masse comme suit ;

$$w(A) = \prod_{B \supseteq A} q(B)^{(-1)^{|B|-|A|+1}} = \begin{cases} \frac{\prod_{B \supseteq A, |B| \notin 2\mathbb{N}} q(B)}{\prod_{B \supseteq A, |B| \in 2\mathbb{N}} q(B)} & \text{si } |A| \in 2\mathbb{N} \\ \frac{\prod_{B \supseteq A, |B| \in 2\mathbb{N}} q(B)}{\prod_{B \supseteq A, |B| \notin 2\mathbb{N}} q(B)} & \text{sin on} \end{cases}$$

3.2.f. Raffinement et grossissement

La combinaison de deux sources d'information exige que les fonctions de masse combinées aient le même cadre de discernement, mais dans certains cas les experts se prononcent sur différents cadres de discernement. Les deux mécanismes de base qui permettent le changement d'espace sont le raffinement, où l'espace devient plus détaillé, et le grossissement, où l'espace devient plus grossier cf. Figure 1.9.

3.2.f.i. Raffinement et extension vide

Cependant, pour pouvoir combiner les sources dans ce cas nous pouvons avoir recours à l'extension vide dans la MCT. Le principe de l'extension vide est dérivé du principe de Raffinement [52].

Raffinement [55, 56]: il associe à chaque hypothèse $\theta_k \in \Theta$ une ou plusieurs hypothèses $\omega_i \in \Omega$. L'application $\rho: 2^\Theta \rightarrow 2^\Omega$ est un raffinement de Θ si et seulement si ρ vérifie les propriétés suivantes :

$$\text{L'ensemble } \left\{ \rho \left(\left\{ \theta \right\} \right), \theta \in \Theta \right\} \subseteq 2^\Omega \text{ est une partition of } \Omega. \quad (13)$$

$$\forall A \subseteq \Theta: \rho(A) = \bigcup_{\theta \in A} \rho(\{\theta\})$$

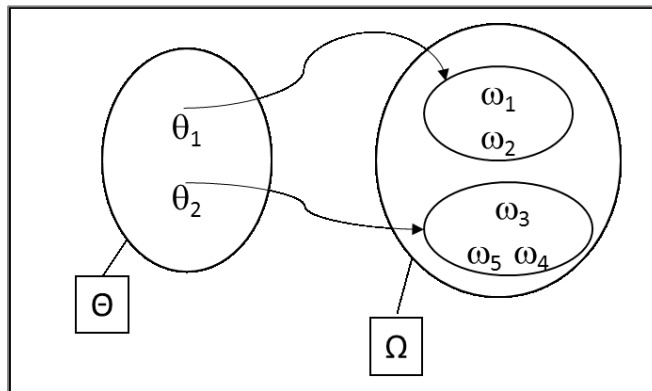


Figure 1.9 : Présentation du raffinement de Θ vers Ω

Extension vide : est un processus conservatif de réallocation des fonctions de masse. En effet, après le raffinement de Θ en Ω , nous utilisons l'extension vide pour redéfinir sur Θ la distribution des fonctions de masse initialement définie sur Ω [56]. L'extension vide est définie comme suit:

$$\begin{aligned} 2^\Theta &\rightarrow 2^\Omega \\ m^\Theta(B) &\rightarrow m^\Omega(\rho(B)) = m^{\Theta \uparrow \Omega}(\rho(B)) \end{aligned} \quad (14)$$

Combinaison dans un cadre produit : Dans le cas où les fonctions de masse sont définies sur des cadres de discernements différents nous pouvons utiliser l'extension vide pour les combiner. En d'autre terme, nous étendons les fonctions de masse sur un espace commun défini par le cadre produit $\Theta \times \Omega = \{(\theta_k, \omega_i), \forall k \in \{1, \dots, |\Theta|\}, \forall i \in \{1, \dots, |\Omega|\}\}$. En supposant que

nous ayons des fonctions de masse m_1^Θ définies sur Θ alors nous redéfinissons m_1 sur le cadre produit $\Theta \times \Omega$ comme suit :

$$m_1^{\Theta \uparrow \Theta \times \Omega}(A) = \begin{cases} m_1^\Theta(B) & \text{si } A = B \times \Theta \\ 0 & \text{sin on} \end{cases} \quad (15)$$

3.2.f.ii. Grossissement et marginalisation

Le grossissement est l'opération duale du raffinement. Si Ω est un raffinement de Θ nous disons que Θ est un grossissement de Ω . L'application ρ définie dans le cadre du raffinement n'est pas toujours surjective et par conséquent il existe des éléments $w \subseteq \Omega$ qui ne sont pas l'image d'éléments de Θ . Nous encourageons le lecteur intéressé par ces mécanismes à consulter la thèse de M. Quost [57] comprenant des exemples détaillés.

Marginalisation : Ainsi L'opération duale de l'extension est la marginalisation. Elle permet de passer d'un cadre produit $\Theta \times \Omega$ à Θ par un transfert de chaque masse $m^{\Theta \uparrow \Theta \times \Omega}(A)$, $A \subseteq \Theta \times \Omega$ vers sa projection sur Θ :

$$m^{\Theta \times \Omega}(B) = \sum_{\{A \subseteq \Theta \times \Omega, Proj(A \downarrow \Theta) = B\}} m^{\Theta \uparrow \Theta \times \Omega}(A) \quad , \forall B \subseteq \Theta$$

Avec la projection $Proj(A \downarrow \Theta)$ est la projection de A sur Θ , définie par :

$$Proj(A \downarrow \Theta) = \left\{ \omega_1 \in \Theta / \exists \omega_2 \in \Omega; (\omega_1, \omega_2) \in A \right\}$$

3.3. Niveau Décisionnel

3.3.a. Maximum de plausibilité et maximum de crédibilité

La prise de décision dans la théorie des fonctions de croyance peut se baser sur plusieurs règles, telles que le maximum de plausibilité, le maximum de crédibilité, le maximum de probabilité pignistique, etc. A ce niveau, une fonction de masse issue du niveau crédal doit être transformée en une mesure de probabilité pour nous permettre de prendre une décision.

Il est possible de se baser sur le maximum de crédibilité. Cependant c'est un caractère pessimiste pour la prise de décision sur les éléments focaux atomiques (les éléments focaux dont la masse est différente de zéro). Elle permet de faire le choix de l'hypothèse de plus grande crédibilité.

$$Bel(H_i) = \max_{H_k \in \Omega} Bel(H_k) \quad (16)$$

Sur le même principe se base la règle de maximum de plausibilité, néanmoins, c'est un caractère optimiste pour la prise de décision et il est utilisé dans le cas où seules les hypothèses simples (singletons) sont considérées.

$$Pl(H_i) = \max_{H_k \in \Omega} Pl(H_k) \quad (17)$$

3.3.b. Maximum de la probabilité pignistique

Dans le cadre du MCT, la phase de décision s'appuie sur la distribution de probabilités pignistiques [58] notée $BetP(H)$, obtenue à partir des fonctions de masse combinées dans le niveau crédal. La probabilité pignistique consiste à distribuer de façon uniforme la masse d'une proposition B sur les hypothèses contenues dans B selon la formule suivante :

$$BetP(H) = \sum_{A \subseteq \Omega, H \in A} \frac{m(A)}{|A|(1 - m(\emptyset))} \quad (18)$$

La prise de décision avec la pignistique se base sur l'hypothèse de plus haute probabilité pignistique. Contrairement aux règles de maximum de plausibilité et de crédibilité, la probabilité pignistique représente le compromis entre ces deux qui sont respectivement optimistes et pessimistes.

$$BetP(H_i) = \max_{H_k \in \Omega} BetP(H_k) \quad (19)$$

4. Le conflit

Lorsque deux sources sont combinées conjonctivement, la masse portant sur l'ensemble vide peut devenir strictement positive. Cette masse mesure alors le conflit entre les sources [55]. Une importante valeur de $m(\emptyset)$ reflète un grand conflit entre sources et une décision pas très fiable. Les causes de conflit sont diverses et nous pouvons en distinguer principalement trois comme le souligne Smets [51] :

- Le cadre de discernement n'est pas exhaustif
- Une contradiction entre deux sources d'information qui se prononcent sur le même objet où une des sources n'est pas fiable.
- Les deux sources peuvent ne pas faire référence au même objet.

Plusieurs recherches s'intéressent aux différentes causes du conflit et d'autres essayent d'interpréter son utilité. Dans certains travaux ils n'essayent pas d'éliminer le conflit mais ils essayent de l'exploiter au mieux. Par exemple dans [59] ils détectent les erreurs de modélisation et dans [60, 61] ils définissent les facteurs d'affaiblissement. Pour certains le conflit est une véritable source d'information : par exemple pour détecter des changements d'état et filtrer des croyances évoluant au cours du temps [62], pour associer des objets [63], ou suivre des cibles [64], etc. Dans notre étude nous le considérons comme source d'information puisqu'il nous permet de justifier la fiabilité de notre décision.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le contexte énergétique et environnemental qui indique que le secteur résidentiel consomme plus que 45% du total d'énergie en Europe. Pour ces différentes raisons, plusieurs projets sont menés à l'échelle mondiale, européenne et nationale pour avoir des bâtiments avec une meilleure efficacité énergétique. En outre, nous avons présenté quelques théories qui contribuent au développement des technologies et objets connectés utilisés dans notre quotidien, ainsi que des exemples de leurs différentes applications. Ceci nous a amené à introduire une partie importante : des technologies décisionnelles utilisées pour améliorer l'efficacité énergétique des bâtiments. Puisque le chauffage est le plus grand consommateur d'énergie dans le bâtiment, plusieurs dispositifs sont conçus pour le réguler. Nous allons présenter dans ce manuscrit un dispositif intelligent et contextuel de régulation.

Nous présenterons dans les chapitres suivants des approches qui nous permettent de résoudre le problème de fusion de données pour pouvoir prendre une décision sur l'état futur du chauffage. L'originalité de ce travail réside dans l'utilisation d'un nombre important de sources d'informations hétérogènes. Nous réalisons la fusion des données avec la théorie des fonctions de croyance puisqu'elle nous permet de modéliser l'incertitude et l'ignorance. Nous avons présenté les notions de cette théorie en mettant l'accent sur le modèle des croyances transférables qui sera notre outil de modélisation. Notre but n'était pas de fournir une description détaillée et exhaustive de la théorie mais d'exposer ses principes fondamentaux ainsi que les outils de base ceux-ci ont permis d'étudier et développer nos approches.

Chapitre 2. Agrégation évidentielle des informations

1. Introduction

L'objectif de cette thèse est de proposer des algorithmes de régulation thermique intelligente d'un bâtiment. Deux étapes sont nécessaires pour atteindre cet objectif : la première est la génération d'une consigne de température à partir des différentes informations fournies par les capteurs installés dans l'habitat. La deuxième étape est l'intégration de cette consigne pour commander le chauffage. Nous appellerons cette proposition : Smart and Predictive Heating System (SPHS).

Nous présentons dans cette partie un algorithme de fusion de données basé sur les principaux critères permettant de caractériser le confort dans l'habitat : l'occupation, le confort thermique et les prévisions météorologiques. Des exemples de simulation, basés sur différents scénarios, seront discutés.

L'objectif de notre méthode est de prédire en fonction d'un contexte observé l'état futur du chauffage. L'agrégation des données et la prise de décision seront réalisées avec la théorie des fonctions de croyance dont les avantages sont discutés dans le chapitre précédent. L'atout, mais aussi la problématique, de notre proposition est le traitement d'une grande quantité d'informations.

2. Description du modèle de fusion

Nous avons onze sources d'informations hétérogènes et qui se prononcent sur des critères différents que sont le confort thermique, l'occupation et la prévision météorologique. Afin de gérer ce nombre important de sources et les fusionner, nous avons choisi de créer un modèle de fusion basé sur deux niveaux :

- Un premier niveau permettant d'agréger « l'information issue des capteurs » pour se prononcer sur les trois critères précédents
- Un deuxième niveau qui fusionnera les trois critères composites pour produire une consigne que nous qualifierons de prédictive.

Le choix des sources d'information est conditionné par la robustesse et la précision de la décision finale. Dans le but d'avoir des informations les plus riches et les plus fiables possible, il est judicieux d'utiliser des capteurs différents. Cette différence implique dans notre étude la complémentarité et la redondance des données exploitées. En effet, la complémentarité de deux capteurs permet de raffiner le champ de décision et de fournir une information plus complète qui ne peut pas être obtenue si les sources sont prises individuellement. A titre d'exemple, dans notre étude les sources du critère d'occupation sont complémentaires La deuxième propriété est la redondance qui permet d'accroître le degré de confiance d'une information et de résister à la défaillance de quelques sources.

Les trois critères : l'occupation, le confort thermique et les prévisions météorologiques, peuvent nous fournir une information complète sur l'état présent du logement. Nous détaillerons les sources d'information utilisées dans ce chapitre mais aussi les capteurs permettant de les fournir. Dans l'architecture de fusion (cf. Figure 2.10) nous distinguons trois critères composites qui placent de la croyance sur trois hypothèses caractérisant le contexte thermique actuel. Une fois l'agrégation des informations du premier niveau effectuée, un conditionnement des fonctions de masse est géré pour pouvoir s'exprimer sur un cadre commun. Par conséquent les résultats du premier niveau forment les sources du deuxième. En effet, ce cadre commun intègre les modalités décisionnelles de la commande en température. La fusion de ces critères fournira une décision « composite » qui sera utilisée en tant que consigne de référence sur la commande prédictive du chauffage.

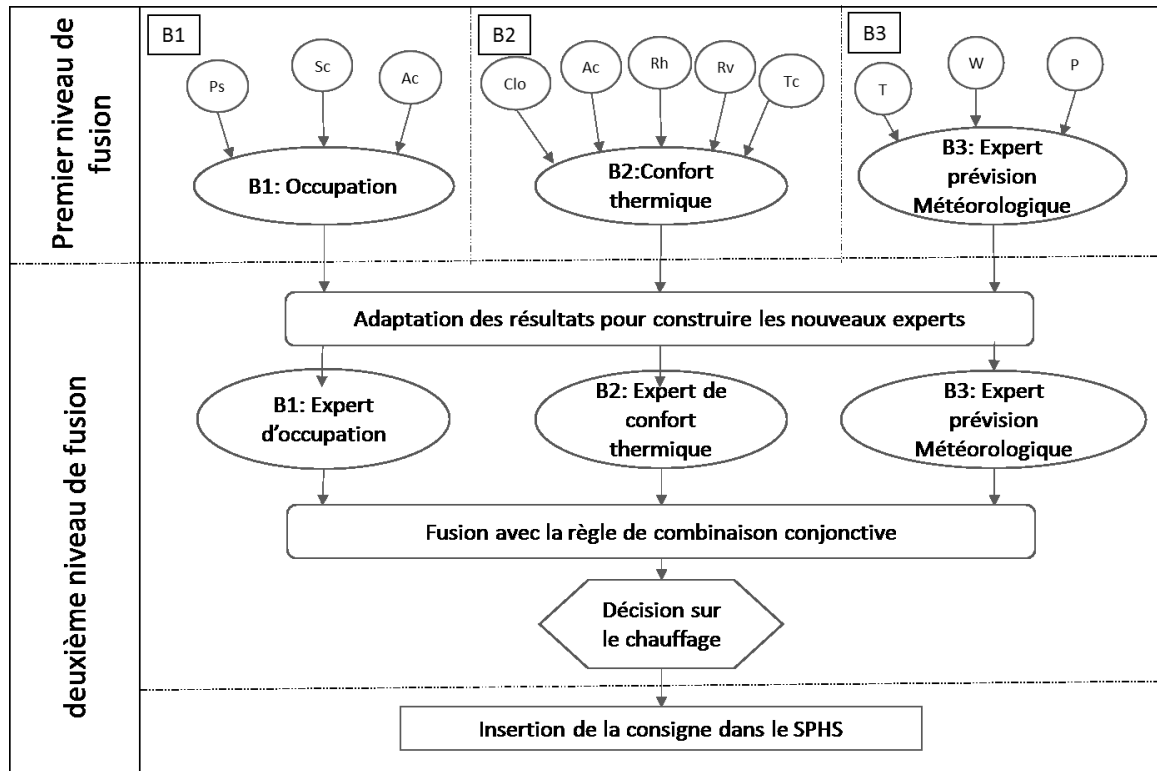


Figure 2.10 : Architecture de Fusion

Nous avons choisi d'utiliser la théorie des fonctions de croyance et plus spécifiquement le modèle des croyances transférables MCT. Il est adapté dans le cadre de sources partiellement et potentiellement conflictuelles et permet d'exploiter le conflit s'il existe.

Dans le paragraphe suivant nous présentons les différents blocs et étapes de notre algorithme de fusion multi-niveaux. Nous présenterons dans un second temps une validation de notre approche de fusion sur des scénarios simulés.

3. Le premier niveau de fusion

Le premier niveau de fusion constitue l'étape de collecte de l'information. En entrée nous avons les informations fournies par les capteurs disséminés dans les différentes pièces de vie des occupants. La fusion de ces mesures nous permettra d'obtenir trois fonctions de masses composites qui poseront de la croyance sur les trois critères précisés précédemment.

Chaque source donne un jeu de masses exhaustives et exclusives que nous détaillerons ultérieurement. Nous avons choisi d'agréger les différentes fonctions de masse avec l'opérateur conjonctif de Smets. La décision sera prise suivant le critère du maximum de probabilité pignistique. Elle permet de transformer la distribution de croyance en une distribution de probabilité en rebasculant l'ignorance vers les hypothèses singletons.

Les sorties (D1, D2 et D3) sont les décisions des blocs (B1, B2 et B3) définies sur les cadres du discernement ($\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$) (cf. Figure 2.10). Ces décisions du premier niveau nous fournissent les informations nécessaires pour formuler les nouveaux jeux de masses de chaque expert sur le deuxième niveau de fusion. Ces informations sont les probabilités pignistiques de chaque élément du cadre de discernement ainsi que la masse du conflit ($m(\emptyset)$). Le résultat (DF : Décision Finale) obtenu après fusion des jeux de masse de ces trois sources (Expert météorologique, Expert occupation, Expert confort) produisent des consignes contextuelles. Ces dernières caractériseront le gradient de température à injecter sur la commande par rapport à la température courante. Ce gradient sera projeté sur le cadre de discernement du deuxième niveau Ω .

3.1. Bloc B1 : Occupation

3.1.a. Gestion d'occupation dans la littérature

La gestion d'occupation est un aspect très important dans la gestion du chauffage dans un bâtiment. En effet dans plusieurs études l'occupation est considérée comme le critère principal qui détermine le déclenchement ou l'arrêt du chauffage. Plusieurs méthodes [65, 66, 67, 68] ont été développées pour définir les habitudes de l'occupant dans un bâtiment.

Les systèmes HVAC⁴ traitent à la fois la commande du chauffage et du climatiseur qui sont basés sur un planning fixé par l'occupation. Dans [68] les chercheurs ont conçu un planning personnalisé pour gérer les arrêts et déclenchements du HVAC dans des bureaux. Les premières simulations prouvent que l'utilisation de cette méthode réduit la consommation d'énergie et par conséquent justifie l'intérêt de la gestion d'occupation dans le bâtiment. Le panorama [69] est une synthèse des différents capteurs et méthodes utilisés pour la gestion de l'occupation dans les bâtiments.

Pour gérer une anticipation « intelligente » sur le pilotage des dispositifs de chauffe, il faudra être capable de prédire l'heure d'arrivée et de départ de l'occupant. Plusieurs méthodes [70, 66, 71, 72] sont développées dans ce but. Dans, [70] par exemple les auteurs présentent un modèle probabiliste d'occupation résidentielle en se basant sur des données provenant des statistiques l'occupation sur les trois états que sont « occupé et réveillé », « occupé et dort » et « absent ».

⁴ HVAC: Heating, Ventilation and Air-Conditioning

3.1.b. Présentation du Bloc B 1

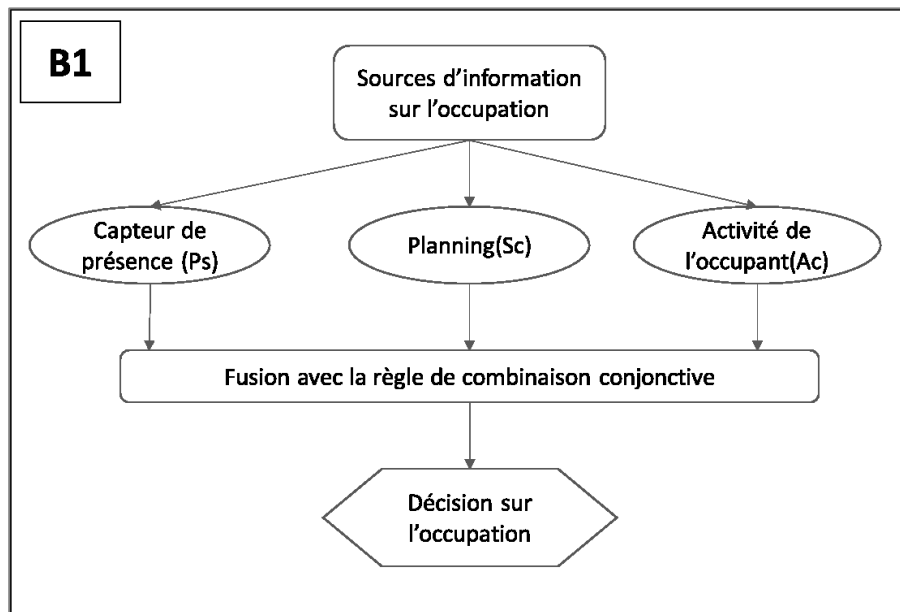


Figure 2.11 : Diagramme du bloc B1 d'occupation

Le bloc B1 d'occupation (cf. Figure 2.11) a trois sources d'information en entrée et il fournit en sortie une décision sur l'état d'occupation de l'habitat. Ces trois types de mesures sont ceux classiquement utilisés dans des études similaires. Ces données seront dans notre étude simulées.

- Le capteur de présence (Ps)
- Le planning d'occupation (Sc)
- L'activité de l'occupant (Ac)

Ces critères sont redondants, complémentaires mais non exhaustifs. Ils seront néanmoins suffisants pour estimer l'état binaire : occupé – non occupé. Le capteur de présence et le planning pourront par exemple être considéré comme redondants puisqu'ils donnent tous les deux une information sur l'occupation du logement. La caractérisation de l'activité pourra quant à elle être vue comme complémentaire de ces deux dernières car elle fournit une information sur le ressenti de l'occupant.

Le capteur entrée/sortie :

Nous avons simulé des mesures provenant de capteurs infrarouges passifs (PIR), tout ou rien. Ces détecteurs de mouvement et de présence/absence sont adaptés à l'utilisation avec les chauffages.

Le capteur de présence (Ps) indique si la pièce est occupée ou non comme suit :

$$\begin{cases} E = 1 \text{ Si la pièce est occupée} \\ E = 0 \text{ Sinon} \end{cases}$$

- le planning de la journée :

Cette source d'information est un planning journalier fixé par l'occupant et il est échantillonné toutes les 30 minutes. L'occupant indique dans ce planning ces horaires d'entrée et de sortie (cf. Figure 2.12). Les horaires de départ et d'arrivée de l'occupant sont considérés comme des périodes dans lesquelles le logement peut être « bientôt occupé » ou « bientôt inoccupé » (cf. Figure 2.13).

Lundi:

Sort le matin à 8h30

Pause déjeuner: 12h30-13h30

Rentre le soir à : 19h00

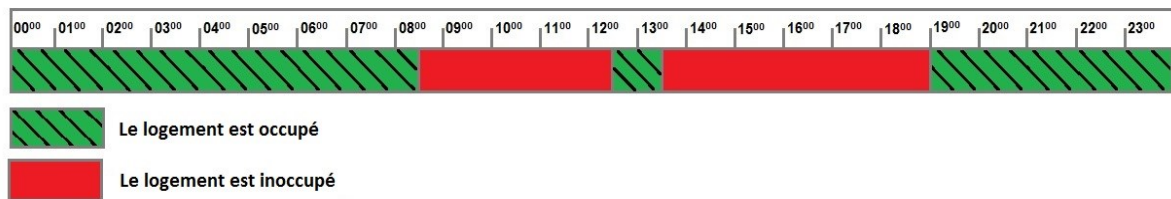


Figure 2.12 : Le planning du lundi fixé par l'occupant

Lundi:

Sort le matin: 7h– 8 h30

Pause déjeuner: 12h-13h30

Rentre le soir entre : 18h – 19h

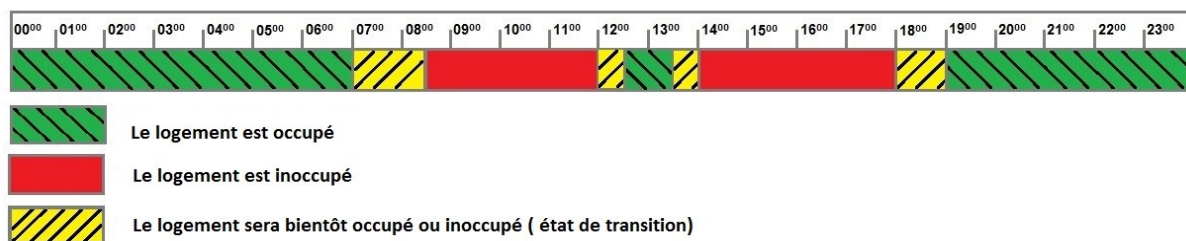


Figure 2.13 : Le planning du lundi après le traitement

Les fonctions de masse attribuées pour le lundi sont présentées dans la Figure 2.14, (varient au cours du temps suivant l'horaire). Dans cette partie, nous avons essayé d'adapter la distribution de masses au changement de comportement et aux imprévus. Toutefois, nous pouvons constater des imprévus comme par exemple rentrer plus tard ou ne pas rentrer le soir.

Ces derniers généreront une perturbation, qui sera modélisée par une valeur de conflit, que nous détaillerons par la suite.

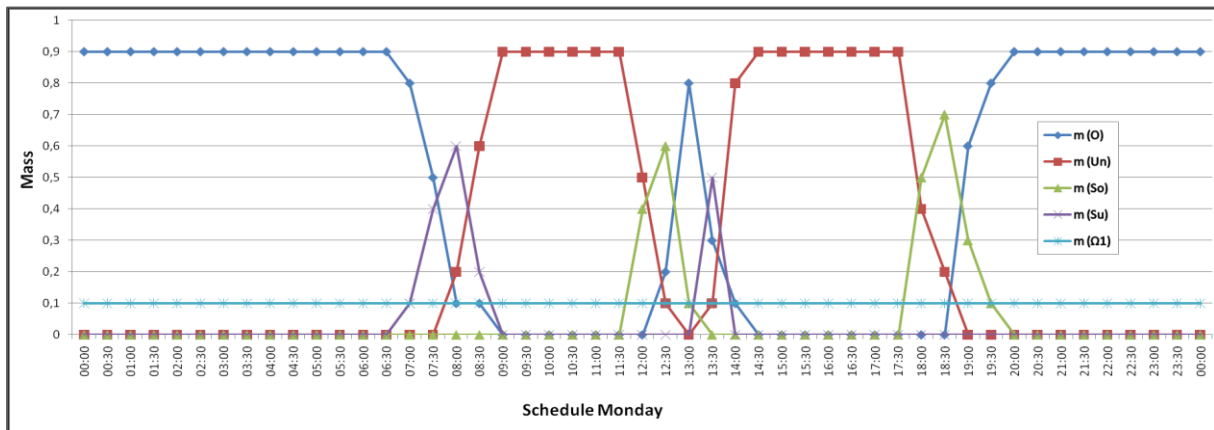


Figure 2.14 : Planning du lundi

La distribution de masses du planning (cf. Figure 2.14) est obtenue par validation expérimentale. En effet, nous avons choisi dans ce chapitre d'appliquer pour le planning une distribution de masses bayésiennes où tous les éléments focaux sont des singletons. En effet, la masse sur l'union entre les deux hypothèses occupé et inoccupé ($O \cup Un$) peut donner référence à deux interprétations différentes :

- ✓ Lorsque le logement est occupé, elle peut indiquer qu'il sera prochainement inoccupé
- ✓ ou lorsque le logement est inoccupé elle signifie qu'il sera occupé

Ceci peut générer du conflit au moment de la transition entre ces deux états et surtout dans le cas d'un imprévu. Pour éviter cela nous avons modélisé ces informations par deux hypothèses qui sont « le bientôt occupé » et « bientôt inoccupé ». Néanmoins, nous n'avons pas opté pour des fonctions de masse catégoriques même si sur certaines périodes nous sommes sûr de l'information fournie ($m(I)=m(O)=0.9 \neq 1$). Nous avons ainsi choisi d'introduire une masse sur l'ignorance ($m(\Omega)=0.1$). Ceci nous permet d'avoir des fonctions de masse moins engagées. En outre, la transition entre l'état « occupé » et « inoccupé » est établie à travers une fonction de masse sur les états « bientôt occupé » et « bientôt inoccupé ». C'est une distribution de masses contextualisée qui été validée à travers différentes simulations.

- l'activité de l'occupant. :

Cet expert se prononce sur l'activité de l'occupant à travers les variations de son métabolisme (cf. Tableau 1). Dans notre étude nous considérons les valeurs du Tableau 1 comme source d'information pour la modélisation de la distribution des fonctions de masse de l'activité.

Tableau 1 : Métabolisme énergétique totale pour différentes activités [73]

Activité	Métabolisme (met)
Sommeil	0.7
Couché, au repos	0.8
Assis, au repos	1.0
Assis, travail mental	1.1
Debout, au repos	1.2
Debout, activité légère	1.6
Debout, activité moyenne	2
Marche 4 Km/h	2.2

Plusieurs travaux s'intéressent à la détermination de l'activité de l'occupant et il existe sur le marché plusieurs capteurs qui permettent de l'estimer. Ces capteurs sont souvent utilisés pour surveiller à distance l'état de santé des gens âgés qui vivent seuls [74]. Puisque l'activité de l'occupant influence la demande et la consommation d'énergie, plusieurs études [75, 76, 77, 78] se basent sur ce critère pour réduire la consommation du chauffage et établir une ambiance confortable dans l'habitat. En effet, dans [79, 33] les auteurs utilisent une méthode stochastique basée sur les chaînes de Markov pour déterminer un modèle de comportement de l'occupant dans un bâtiment.

Nous avons choisi un cadre de discernement dont l'objectif est de prédire l'occupation sur un horizon de temps donné. A travers ce cadre nous récupérons l'information sur l'état actuel et nous essayons de déterminer l'état futur d'occupation de la pièce. En effet, dans l'algorithme nous comparons la valeur de l'occupation fournie par le planning à l'instant t et à l'instant $t+30$ minutes, et nous intégrons ce résultat dans la distribution de masse. Ce processus nous permet d'avoir une modélisation plus structurée du planning et de l'intégrer dans la fusion du bloc B1.

Nous avons défini ce cadre de la façon suivante : une partie qui indique l'état actuel du logement (occupé ou inoccupé) et une deuxième partie de doute qui décrit la situation entre ces deux états (Bientôt occupé, Bientôt inoccupé). Nous avons choisi ces états intermédiaires pour donner plus de flexibilité au planning, par exemple dans le cas d'un retard ou d'une avance. Cette démarche permet d'éviter de produire un conflit important induit par ces imprévus.

Ce processus nous servira à déterminer une consigne de référence qui sera introduite dans la commande du chauffage. Le cadre de discernement du bloc B1 d'occupation est :

$\Omega_I = \{O, Un, So, Su\}$, qui signifie $\Omega_I = \{Occupé, Inoccupé, Bientôt occupé, Bientôt inoccupé\}$.

3.1.c. Exemple de calcul

Nous considérons l'exemple suivant avec les différents paramètres liés à l'occupation (Tableau 2). Dans ce scénario l'occupant est rentré chez lui et il se repose après une journée de travail (cf. Tableau 1).

Tableau 2 : Les données fusionnées sur le bloc B1

Jour : lundi
Heure : 18h45
Capteur de présence : E=1
Ac=1 met

Les fonctions de masses sont générées à partir de la modélisation présentée précédemment (cf. Figure 2.11). Nous procéderons de la même manière pour les exemples de calcul dans les prochaines sections. Nous obtenons les fonctions de masses suivantes :

Tableau 3 : Distribution de masse du bloc B1 à partir du scénario « tableau 2 »

$m_1(O) = 0.7,$	$m_1(Un) = 0.1,$	$m_1(So) = 0.1,$	$m_1(Su) = 0,$	$m_1(\Omega 1) = 0.1$
$m_2(O) = 0,$	$m_2(Un) = 0.1,$	$m_2(Su) = 0.1,$	$m_2(O \cup Su) = 0.8,$	$m_2(\Omega 1) = 0$
$m_3(O) = 0.8,$	$m_3(Un) = 0,$	$m_3(So) = 0,$	$m_3(O \cup Su) = 0.2,$	$m_3(\Omega 1) = 0.1$

La combinaison avec l'opérateur conjonctif a pour résultat le vecteur suivant :

$$m_{1,2,3}(O) = 0.7040, \quad m_{1,2,3}(Un) = 0, \quad m_{1,2,3}(O \cup Su) = 0.0020, \quad m_{1,2,3}(Su) = 0.0160, \\ m_{1,2,3}(So) = 0, \quad m_{1,2,3}(\Omega 1) = 0 \text{ et } m_{1,2,3}(\emptyset) = 0.2780;$$

D'où les probabilités pignistiques suivantes :

$$\text{BetP}(O) = 0.9861, \quad \text{BetP}(Un) = 0, \quad \text{BetP}(So) = 0, \quad \text{BetP}(Su) = 0.0139$$

Nous pouvons conclure que la décision suivant le maximum de probabilité pignistique indique que la pièce est occupée. Nous remarquons que la probabilité sur l'hypothèse « logement bientôt inoccupé » est faible ce que signifie que l'occupant ne s'apprête pas à sortir dans un futur proche. En fait cette hypothèse est confirmée d'une part par les jeux de masses du planning (cf. Figure 2.14) qui indique que le logement sera occupé toute la soirée à partir de 18h30 et d'autre part l'activité (1met) qui affirme que l'occupant est en repos (cf. tableau 1). Nous avons un faible pourcentage de conflit qui traduit que les sources d'information ne sont pas contradictoires pour ce scénario. Par conséquent, nous concluons que la décision correspond au contexte et aux données fixées dans le planning de la Figure 2.14.

Nous avons présenté dans cette partie le bloc B1 permettant de déterminer l'état d'occupation (cf. Figure 2.11). Notre exemple de simulation montre que l'algorithme de fusion est fiable pour la plupart des simulations mais l'agrégation de ces données peut fournir des résultats inconsistants à cause des contradictions, entre les sources en cas d'imprévu.

3.2. Bloc B2 : Le confort thermique

3.2.a. Définition du confort thermique

La notion de confort thermique est très délicate à caractériser puisqu'elle varie selon les individus. Il est difficile d'avoir des valeurs précises pour définir les différents critères de confort, par conséquent les chercheurs ont défini plusieurs intervalles de confort et d'inconfort que nous présentons par la suite.

La relation entre une personne et son entourage, son humeur, ses expériences thermiques sont des facteurs psychologiques et sensoriels qui affectent la perception thermique et amène le sujet à agir sur son environnement pour garantir son confort. [80]

3.2.b. Paramètres affectant le confort thermique

La sensation de confort thermique est fonction de plusieurs paramètres : [81]

- Les paramètres liés à l'individu
- Les paramètres physiques d'ambiance
- Les paramètres liés aux gains thermiques internes

3.2.c. Paramètres liés à l'individu

- **Le métabolisme** : L'homme produit une certaine quantité de chaleur en fonction de son activité que l'on appelle production métabolique. Les valeurs du métabolisme sont répertoriées pour différentes activités (Tableau 1), pour un sujet standard (70 kg et surface de corps $S_D : 1.8m^2$). Nous avons déjà présenté ce tableau dans le bloc B1 d'occupation puisque l'activité est aussi une source d'information dans ce dernier.

- **La vêtture** : Les vêtements ont une importance capitale dans la notion du confort, ils permettent de créer un microclimat sous-vestimental, à travers leurs résistances thermiques, en modifiant les échanges de chaleur, entre la peau et l'environnement. Le rôle fondamental d'un vêtement est l'isolation thermique, qui est représentée par un indice de vêtture, exprimé en Clo, caractérisant la résistance thermique d'un vêtement. Un changement de vêtement peut jouer sur la température opérative de confort. La Figure 2.15 indique les valeurs exprimées en Clo des tenues vestimentaires.

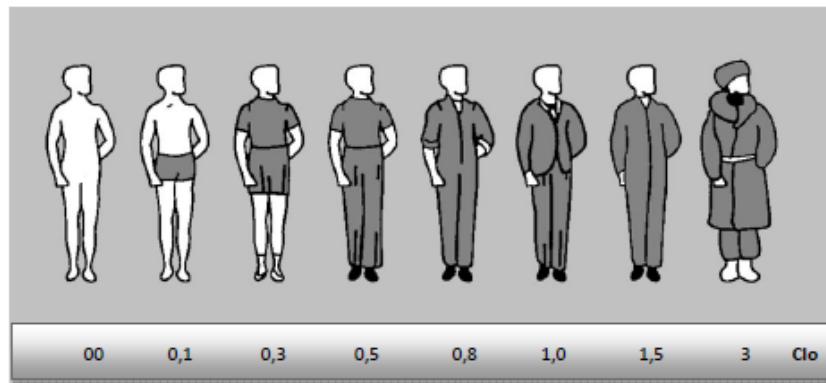


Figure 2.15 : Valeurs exprimés en Clo des tenues vestimentaire [82]

3.2.d. Paramètres liés à l'ambiance intérieure

- **La température de l'air ambiant** : Selon la norme SN 520 180, la température ambiante correspond à la température ressentie au milieu d'un local. Elle intervient dans l'évaluation du bilan thermique de l'individu au niveau des échanges conductifs, convectifs et respiratoires. La température varie selon la saison et le type du local. La température ambiante dépend aussi du type d'activité de l'occupant comme le montre le Tableau 4.

Tableau 4 : Température de l'air en fonction de l'activité [83]

Genre d'activité	Température ambiante (°C)
Sommeil	22-24
En position assise, au repos	21-23
Manuelle légère, en position assise	20-22
Corporelle, légère, en position debout et déplacements restreints	18-21
Corporelle, moyenne	16-19

- **La vitesse de l'air** : La vitesse de l'air influence les échanges de chaleur par convection et augmente l'évaporation à la surface de la peau. Généralement, à l'intérieur des bâtiments, nous considérons que son impact sur le confort des occupants est négligeable tant qu'elle ne dépasse pas 0.2 m/s. [84]

Tableau 5 : L'influence de la vitesse de l'air sur le confort de l'occupant [85]

Vitesse résiduelle	Réaction
0 à 0.08 m/s	Plaintes quant à la stagnation de l'air
0.13 m/s	Situation idéale
0.13 à 0.25 m/s	Situation agréable mais à la limite du confort pour les personnes assises en permanence
0.33 m/s	Inconfortable, les papiers légers bougent sur les bureaux
0.38 m/s	Limite supérieure pour les personnes se déplaçant lentement
0.38 à 0.5 m/s	Sensation de déplacement d'air important

- **Humidité de l'air** : L'humidité relative de l'air, exprimé en %, est le rapport entre la quantité d'eau contenue dans l'air à la température ambiante et la quantité maximale qu'il peut

contenir à la même température [86]. Ce facteur influence les échanges évaporatoires cutanés et détermine la capacité évaporatoire de l'air et donc l'efficacité de refroidissement de la sueur.

3.2.e. Présentation du bloc B2

Il est possible de définir si l'ambiance est confortable pour un seul individu, mais il n'est pas évident de la généraliser. Pour cette raison, il y a différentes études statistiques portant sur un échantillon représentatif d'êtres humains, menées pour déterminer ce critère de confort thermique. Dans [87] ISO 7730-2005 «Ergonomics of the thermal environment --Analytical determination and interpretation of thermal comfort using calculation of the PMV (Predicted Mean Vote) and PPD (Predicted Percentage of Dissatisfied) indices and local thermal comfort criteria» nous trouvons les intervalles de caractérisation du confort ou d'inconfort. Dans notre étude, nous avons choisi d'utiliser les paramètres suivant comme entrées dans le bloc B2 et qui sont présentés dans le diagramme à la Figure 2.16 :

- La température ambiante (T_c en $^{\circ}\text{C}$)
- L'humidité de l'air (R_h en %)
- La vitesse relative de l'air (R_v en ms^{-1})
- Le niveau d'habillement (H en Clo « index qui signifie Clothing (ISO 7730-2005) »)
- Le niveau d'activité (A_c en met « index qui signifie métabolisme humain (ISO 7730-2005) »)

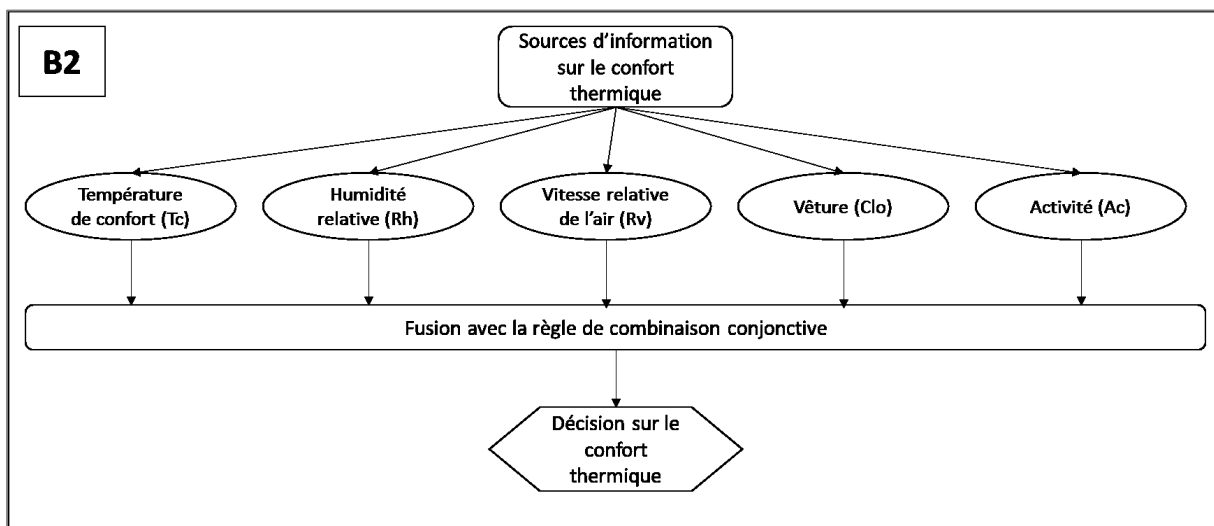


Figure 2.16 : Diagramme du bloc B2 du Confort thermique

Le cadre de discernement de B2 est :

$$\Omega_2 = \{TC, Comf, TH\}, \text{ signifie } \{Too-Cold, Comfortable, Too-Hot\}.$$

Nous avons choisi ce cadre de discernement qui permet d'exprimer les principaux états de confort que peut ressentir un individu. Le cadre minimaliste du confort thermique se compose de deux hypothèses : confort et inconfort. Néanmoins l'inconfort exprime deux états opposés : l'inconfort dû à la chaleur et l'inconfort dû au froid. Ainsi pour pouvoir distinguer ces deux états dans le cadre de discernement nous avons défini deux hypothèses : Trop chaud (TH) et Trop froid (TC). L'intérêt de ces deux hypothèses se manifeste ultérieurement dans les masses composites au second niveau de fusion puisqu'elles nous permettent de se prononcer sur l'état de chauffage :

- ✓ Quand la personne a « trop chaud » l'influence sur le chauffage sera de « chauffer moins »
- ✓ Quand la sensation est « trop froid » la consigne sera de « chauffer plus »

En prenant en considération la norme ISO 7730-2005 nous transformons les données de différents paramètres du confort en masses qui sont attribuées au cadre de discernement du confort (Ω_2). La température interne, l'humidité relative et la vitesse relative de l'air peuvent être fournies directement par le « ConfortSense⁵ ». Le ConfortSense est composé de plusieurs capteurs et possède plusieurs fonctionnalités dont l'évaluation de la sensation thermique et de l'inconfort propre à une pièce. Les données que nous utilisons pour notre travail seront simulées.

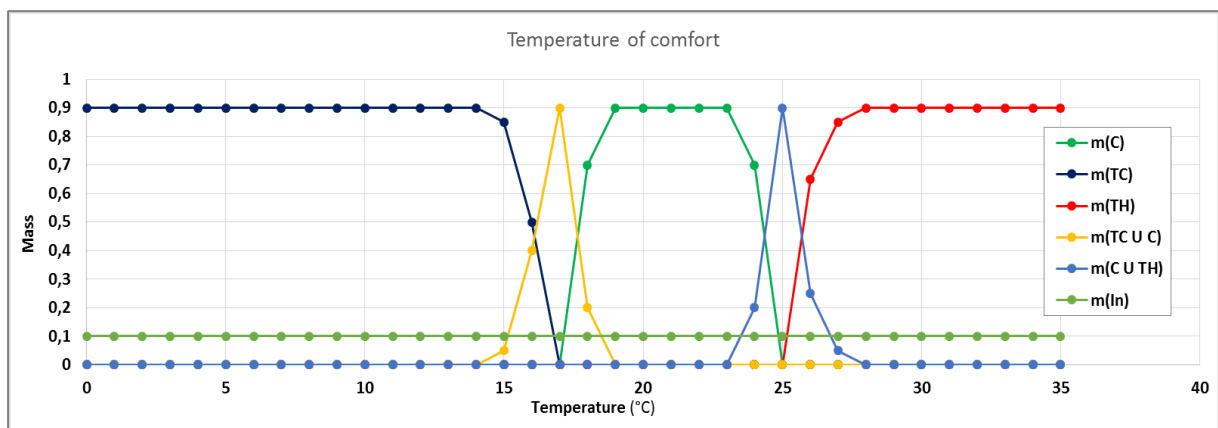


Figure 2.17 : La distribution de masse de la température de confort

Nous présentons dans la Figure 2.17 un exemple de distribution de masses pour la température de confort thermique (T_c). La conception de cette distribution de masses est effectuée en se basant sur les valeurs de références présentées dans la norme ISO7730. Par ailleurs, la zone de confort est définie entre 19°C et 23°C, nous avons donc placé une masse égale à 0.9 sur le « confort » (courbe verte). Ensuite, cette valeur ($m(C)=0.9$) diminue

⁵ <https://www.dantecdynamics.com/comfortsense>

progressivement en opposition avec les masses attribuées aux états de transitions $m(\text{TC} \cup \text{C})$ et $m(\text{C} \cup \text{TH})$. Ainsi les masses attribuées aux états « Too Cold » (courbe bleu) et « Too Hot » (courbe rouge) sont définies de la même manière en respectant la norme ISO7730. Nous avons choisi d'avoir des masses non catégoriques et d'attribuer un pourcentage à l'ignorance $m(\Omega_2) = 0.1$ pour essayer de réduire la valeur du conflit. Les distributions de masses pour les autres sources d'information sont modélisées de la même manière et validées à travers différentes simulations.

3.2.f. Exemple de calcul

Nous présentons dans ce paragraphe un exemple de calcul du bloc B2 du confort. Les données liées aux différents experts sont présentées dans le Tableau 6 . Dans le Tableau 7 nous avons les différentes distributions de masses liées à chaque expert.

Tableau 6 : Données de l'exemple

Expert 1 : $T_c = 19\text{ }^\circ\text{C}$	Expert 2 : $R_h = 57\%$	Expert 3 : $R_v = 0.26\text{ ms}^{-1}$
Expert 4 : $C_{lo} = 0.7\text{ clo}$	Expert 5 : $A_c = 1\text{ met}$	

Nous attribuons à chaque masse m_i avec $i = \{1, 2, 3, 4, 5\}$ les données respectives des experts dans le Tableau 6

Tableau 7 : Les fonctions de masse relative à l'exemple

$m_1(\text{TC}) = 0$	$m_1(\text{Comf}) = 0.9$	$m_1(\text{TH}) = 0$	$m_1(\Omega_2) = 0.1$
$m_2(\text{TC}) = 0.09$	$m_2(\text{Comf}) = 0.81$	$m_2(\text{TH}) = 0$	$m_2(\Omega_2) = 0.1$
$m_3(\text{TC}) = 0.1375$	$m_3(\text{Comf}) = 0.8625$	$m_3(\text{TH}) = 0$	$m_3(\Omega_2) = 0.1$
$m_4(\text{TC}) = 0.3$	$m_4(\text{Comf}) = 0.6$	$m_4(\text{TH}) = 0$	$m_4(\Omega_2) = 0.1$
$m_5(\text{TC}) = 0.2$	$m_5(\text{Comf}) = 0.7$	$m_5(\text{TH}) = 0$	$m_5(\Omega_2) = 0.1$

Après l'agrégation des données par la règle conjonctive, nous obtenons les résultats suivants :

$$m_{1,2,3,4,5}(\text{TC})=0.0107, \quad m_{1,2,3,4,5}(\text{Comf})=0.6045, \quad m_{1,2,3,4,5}(\text{TH})=0, \quad m_{1,2,3,4,5}(\Omega_2)=0.0051, \\ m_{1,2,3,4,5}(\emptyset)= 0.3796;$$

Les probabilités pignistiques générées par la fusion le du bloc B2 sont les suivantes :

$\text{BetP}(\text{TC})= 0.02,$	$\text{BetP}(\text{Comf})= 0.9772,$	$\text{BetP}(\text{TH})= 0.0028$
---------------------------------	-------------------------------------	----------------------------------

En se basant sur le maximum de probabilité pignistique pour la décision, nous constatons que le bloc B2 indique que l'ambiance interne de la pièce est confortable ($\text{BetP}(\text{Comf})= 0.9772$). Nous remarquons que les différents capteurs allouent des masses importantes sur l'état « confort » (Tableau 7) Ceci valide notre hypothèse de travail par rapport au contexte et données du scénario. Par ailleurs, nous constatons qu'une masse de conflit non négligeable apparaît après la combinaison des données. Ceci peut être dû au grand nombre de sources fusionnées puisque plus le nombre de sources est important plus il y aura des risques

de contradiction entre ces dernières. En outre nous remarquons dans le Tableau 7 que les experts d'habillement (H) et d'activité (Ac) allouent moins de masse sur le « confort » pour favoriser l'état « trop chaud ». Cependant, pour diminuer la valeur du conflit nous introduisons un coefficient d'affaiblissement ($\alpha = 0.2$) à ces deux sources.

3.3. Bloc B 3 : Prévision Météorologique

3.3.a. Contexte météorologique

Un habitat est un système dynamique qui est en interaction continue avec son environnement interne et externe. Sa modélisation dépend de facteurs externes tels que la température extérieure, la vitesse et la direction du vent, ainsi que l'orientation de la pièce par rapport au soleil. Ce qui nous amène à étudier l'impact des prévisions météorologiques sur la consommation énergétique en l'introduisant dans nos critères de production de consignes.

De nombreux travaux se basent sur l'utilisation des prévisions météorologiques pour piloter les systèmes de chauffage [88, 89]. Par exemple, dans [90] les auteurs développent un modèle pour analyser la performance thermique d'une façade à double peau avec flux d'air. Le processus de modélisation a permis d'établir des corrélations entre le débit d'air de la cavité, la stratification de la température de l'air et le coefficient de convection interne permettant ainsi d'affiner le modèle thermique.

Une stratégie de commande prédictive avec des prédictions météorologiques est étudiée dans [88] pour une pièce avec un système automatisé (IRA : Integrated Room Automation). Les différentes simulations montrent que l'utilisation des prévisions météorologiques avec une approche de MPC stochastique donne des résultats intéressants en termes d'économie d'énergie. Mais l'application de cette approche sur un cas réel présente un vrai défi. Selon l'auteur, d'une part elle aura un coût d'installation très élevé par rapport au dispositif MPC, et d'autre part l'incertitude des prévisions météorologiques engendrera peut être des anomalies qui affecteront les performances du système. En outre, l'impact de l'incertitude des prédictions météorologiques est étudié dans [89] en se basant sur une comparaison entre un système de contrôle commande avec MPC et les systèmes de commande traditionnels. Dans cette étude les résultats des différents cas de figures présentent une remarquable diminution de la consommation d'énergie et une amélioration du niveau de confort malgré l'incertitude des prédictions.

La création d'un bloc de prévision météorologique nécessite en entrée un jeu de données récent et avec un horizon de prédiction court. Il existe plusieurs modèles numériques de

prévisions météorologiques sur le marché qui proposent différents fichiers de données. Afin de pouvoir cerner les avantages et les inconvénients de ces méthodes nous menons une étude comparative présentée dans le Tableau 8.

Tableau 8 : Etude comparative des différents modèles numériques de prévision météorologique

	ALADIN	ARPEGE	AROME	HD2	COSMO7
Organisation	Météo_France	Météo_France	Météo_France	Prévimétéo	Météo_Suisse
Date de mise en service	lancé en 1990	lancé en 1990	décembre 2008		
pas de temps		600 s		1 heure	
résolution verticale	60 niveaux	70 niveaux [1717m/700km]	< 30000 m au-dessus du sol	40 niveaux	
résolution horizontale	7 à 10 Km	10 Km	2.5 Km	2 Km	
couverture de la terre		Globale	Régionale (métropole)	échelle régionale	
échéance	courte à moyenne échéance	moyenne à longue échéance	prévision immédiate	courte à moyenne échéance	
horizon de prédiction	de 6 à 48 heures	de 12h à 3jours	de 3 à 24 heures	3 jours	3 jours
mise à jour		6 heures: 4 prévisions/jour	6 heures: 4 prévisions/jour	1 heure	12 heures
système d'assimilateur de données	3D-VAR	3D-VAR	3D-VAR		
type de sortie fournie	GRIB ⁶ Bulletin ou image	GRIB ¹ , Bulletin ou image	GRIB ¹ , ASCII	GRIB ¹ , Bulletin ou image	GRIB ¹ , Bulletin ou image
avantages	excellente prévision de la vitesse et de la direction du vent • coût de calcul modale	ses prévisions servent des conditions de limites latérales de ALADIN et AROME	•fournit des données très fines • peut améliorer les bonnes prévisions de grande échelle	• fines prévisions	
inconvénients	gratuité uniquement sur les prévisions du vent.		• ne peut pas corriger une mauvaise prévision de grande échelle		

Cette synthèse nous permet d'identifier le modèle AROME de météo France comme le plus fiable et donc comme le plus adapté à notre étude. Nous utiliserons ces prévisions météorologiques pour les simulations.

⁶ le GRIB est un format de fichier pour le stockage et le transport de données météorologiques sur points de grilles, pour les sorties des modèles de Prévision Numérique du Temps (Numerical Weather Prediction). Il est conçu afin d'être auto-descripteur, compact, et utilisable tel que d'une architecture informatique à une autre [118].

3.3.b. Présentation du bloc B3 :

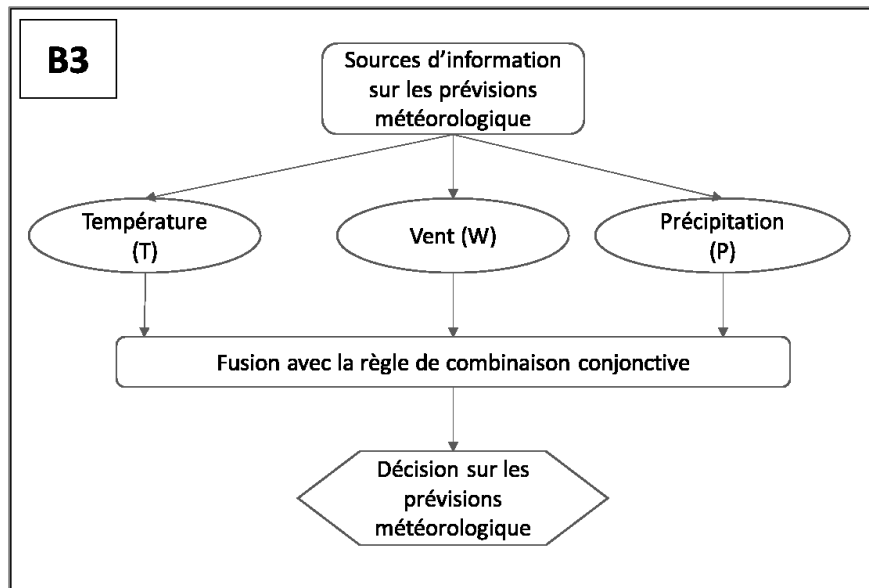


Figure 2.18 : Diagramme du bloc B3 de prévision météorologique

Dans le bloc B3 (cf. Figure 2.18), nous exploitons les données fournies par les prévisions. La nébulosité influence la température dans le bâtiment pendant la journée et la nuit. Ainsi, notre «expert température» dépendra de la variation de la nébulosité. Nous spécifions un intervalle pour chaque valeur de température et nous construisons une fonction pour définir les masses dans cet intervalle. Puisque AROME donne des mises à jour des valeurs de prédiction toutes les 3 heures, la fusion pour le bloc B3 sera répétée toutes les 3 heures. Trois sources d'information seront exploitées pour les prévisions météorologiques comme présentées dans le diagramme (cf. Figure 2.18).

Le cadre de discernement que nous avons choisi est le suivant :

$$\Omega_3 = \{H, C, N\}, \text{ signifie } \{Hot, Cold, Nice\}$$

Nous avons choisi un cadre de discernement pour les prévisions météorologiques avec trois hypothèses. Elles décrivent les deux états extrêmes qui sont très froids « Cold » et très chauds « Hot » : Néanmoins l'hypothèse « Nice » aura un poids pour favoriser l'état stable du chauffage. Nous avons tenté de fournir l'information sous sa forme naturelle « il fait : chaud, froid et beau » mais pour pouvoir la manipuler, nous devons l'exprimer sur des intervalles qui traduisent explicitement son influence sur le bâtiment. Ces intervalles serviront à modéliser les différentes distributions de fonction de masses.

3.3.c. Exemple de calcul

Dans cet exemple, nous traitons des données météorologiques contradictoires afin de tester la fiabilité du système de fusion dans ce cas critique.

Tableau 9 : Données de la prévision météorologique

T=20 °C
V=18 km/h
N =15 %
P = 0 mm

Nous obtenons les fonctions de masses suivantes de $\Omega_3 = \{H, C, N\}$

Tableau 10 : Distribution de masse de l'exemple de calcul du bloc B3

$m_T(H) = 0.272,$	$m_T(N) = 0.528,$	$m_T(\Omega_3) = 0$
$m_V(N) = 0.56,$	$m_V(H \cup N) = 0.44,$	$m_V(\Omega_3) = 0$
$m_P(H) = 0.8,$		$m_P(\Omega_3) = 0.2$

Les masses obtenues après la combinaison des quatre experts avec la règle conjonctive donne le vecteur suivant :

$$m_{1,2,3}(H) = 0.2662, \quad m_{1,2,3}(N) = 0.4268, \quad m_{1,2,3}(H \cup N) = 0.0201 \quad m_{1,2,3}(\Omega_3) = 0.1064, \\ m_{1,2,3}(\emptyset) = 0.1805$$

Les probabilités pignistiques sont les suivantes :

$$\text{BetP}(H) = 0.3804 \quad \text{BetP}(C) = 0.0433, \quad \text{BetP}(N) = 0.5763$$

A partir du Tableau 10 nous remarquons que nous n'avons des jeux de masses que sur les hypothèses « il fait chaud » ou « il fait beau », et après combinaison nous pouvons conclure qu'il fait « chaud » puisque $\text{BetP}(H) = 0.5763$. Nous avons une faible valeur de conflit. Ceci montre que nos critères sont pertinents et que notre décision est cohérente. Cependant dans différents cas à la marge ce conflit peut augmenter. Si le conflit est important, il peut avoir plusieurs origines ; par exemple une source ou plusieurs sont contradictoires, une source non fiable ou qu'elle a une modélisation non cohérente. Afin de réduire l'impact du conflit dans les prévisions météorologiques nous attribuons un coefficient d'affaiblissement pour certaines sources qui sont les précipitations et le vent avec respectivement les coefficients suivants:

- ✓ Pour les précipitations $\alpha_p = 0.3$
- ✓ et pour le vent $\alpha_v = 0.3$

4. Le second niveau de fusion

Nous avons présenté les différents blocs constituant le premier niveau de fusion (cf. Figure 2.10). Chaque bloc se prononce sur un cadre de discernement qui lui est propre. Nous avons au total onze experts que nous avons agrégés en trois fonctions de masse composites se prononçant sur trois cadres de discernement. Cependant, le but de la fusion est de fournir un

gradient de température qui se prononce sur l'état du chauffage pour piloter le radiateur. Afin d'atteindre cet objectif nous devons unifier les trois cadres de discernement ($\Omega_1, \Omega_2, \Omega_3$) pour constituer un cadre unique qui se prononce sur la commande du chauffage, d'où la nécessité de concevoir un second niveau de fusion.

Nous devons donc fusionner les trois experts correspondants aux blocs (B1, B2 et B3):

- Etat d'occupation
- Caractérisation du confort thermique
- Influence de la météo

Le cadre de discernement du second niveau devra transmettre une consigne relative à notre loi de commande prédictive. Nous avons donc décidé de le concevoir de la manière suivante :

$$\Omega = \{Inc, Dec, St\}, \text{ signifie } \{ 'Increase the heating', 'Decrease the heating', 'Stay Stable' \}$$

Le cadre de discernement du chauffage Ω est structuré de cette manière pour assurer un confort optimal dans le logement. L'hypothèse « Increase the heating » correspond à une situation où le logement est occupé mais le confort thermique n'est pas atteint et elle est limitée à un intervalle de température interne [16°C, 22°C], alors que pour l'hypothèse « Decrease the heating » correspond à l'action inverse dans le même intervalle. Nous avons choisi d'ajouter l'hypothèse « Stay Stable » pour exprimer l'état du chauffage dans deux cas particuliers :

- ✓ lorsque le logement est vide il reste en « Mode Economie » à 16°C
- ✓ lorsque le confort est atteint à une température bien déterminé.

L'objectif est de propager l'information agrégée du premier niveau de fusion dans le second. Dans ses travaux de thèse, David Mercier [55] a développé des méthodes qui se caractérisent par l'organisation hiérarchique des décisions. Son modèle multiniveaux permet de fournir une décision à partir d'un niveau quelconque pour améliorer la reconnaissance des adresses postales. La prise de décision dans cette méthode peut s'effectuer à n'importe quel niveau de la hiérarchie. Ceci est intéressant mais n'est pas adapté à notre étude qui nécessite le traitement de toutes les informations afin d'obtenir à un résultat.

Les travaux élaborés dans notre laboratoire dans la thèse d'Arnaud Clémentin [91] sur une architecture multi-niveaux nous ont aidés à proposer une modélisation des fonctions de

masse de notre second niveau de fusion. Ces travaux proposent une architecture de fusion permettant de réaliser une gestion multi-niveaux des incertitudes. La méthode permet de calculer une mesure d'incertitude qui se propage des phases de segmentation bas niveau jusqu'à chaque décision de haut niveau sémantique.

Nous attribuons à chaque solution du cadre de discernement du système de chauffage une fonction de masse définie à partir des probabilités pignistiques obtenues sur le premier niveau de fusion plus la masse d'ignorance $m(\Omega_i)$, $i \in \{1, 2, 3\}$ résultant du même niveau. Nous présentons dans l'équation (22) la distribution des fonctions de masse du chauffage générée à partir du premier niveau du bloc B3 des prévisions météorologiques :

$$\begin{cases} m_{\text{weather}}(\text{Inc}) = \text{BetP}(C) - m(\Omega_3)/3 \\ m_{\text{weather}}(\text{Dec}) = \text{BetP}(H) - m(\Omega_3)/3 \\ m_{\text{weather}}(\text{St}) = \text{BetP}(N) - m(\Omega_3)/3 \\ m_{\text{weather}}(\Omega) = 1 - (m_w(\text{Inc}) + m_w(\text{Dec}) + m_w(\text{St})) \end{cases} \quad (22)$$

La nouvelle fonction de masse m_{weather} du chauffage est créée à partir des informations agrégées au premier niveau (cf. équation 22). Nous comparons ces probabilités pignistiques qui nous informent sur l'état actuel du logement pour pouvoir se prononcer sur l'état futur du chauffage. Par exemple quand la probabilité pignistique du bloc prévision météorologique indique que « il fait froid ($\text{BetP}(C)$) » ceci implique que la prédiction sur le chauffage sera d'augmenter la température ($m_{\text{weather}}(\text{Inc})$). Ainsi nous associons les différentes probabilités pignistiques issues des trois blocs de fusion du premier niveau aux masses correspondantes pour former le jeu de données du second niveau.

Une fois les différentes fonctions de masses établies, nous les fusionnons avec la règle de combinaison conjonctive et nous prenons la décision suivant le critère du maximum de probabilité pignistique. Ce choix de distribution de masses pour le chauffage est cohérent avec les données fournies et l'objectif fixé pour l'algorithme de fusion. Cette modélisation est forcément moins robuste qu'un calcul direct à partir des sources mais elle permet de gérer l'information fournie par onze sources distinctes qui se prononcent sur trois cadres de discernements différents.

Le second niveau de fusion ne produit pas une consigne de température mais seulement un gradient de température par rapport à l'instant précédent. Nous nous servirons de cette information dans le critère quadratique de la commande prédictive généralisée du chauffage.

Nous appliquerons l'approche de fusion détaillée dans ce chapitre à différents scénarios de simulation afin d'en valider le concept et de tester sa fiabilité.

5. Scénarios de simulation et résultats

Nous allons éprouver notre méthode sur des scénarios de vie simulés. Ces derniers intégreront des combinaisons de mesures visant à analyser le comportement de notre algorithme de fusion sur des cas à la marge, c'est-à-dire en intégrant des informations très contradictoires. Le planning présenté en Figure 2.14 nous servira à simuler l'occupation.

5.1. Scénario N°.1 : L'occupant part au travail le matin

Dans ce scénario, nous présentons le cas d'une journée typique: un lundi matin où l'occupant se prépare à partir au travail. Le scénario intègre les données suivantes :

Tableau 11 : Paramètres du premier scénario

B1 : Occupation	B2 : Confort thermique	B3 : Prévision météorologique
Jour : Lundi Heure : 8:00 – 8 :30 Capteur de présence : E=1 Ac= 1.2 met	Tc =22 °C Rh =34 % Rv = 0.22 ms ⁻¹ Clo =0.7 clo Ac =1.2 met	T =5 °C V =40 Km/h N = 62 % P =4.5 mm

L'algorithme de fusion basé sur la théorie des croyances, nous permet d'obtenir les probabilités pignistiques de chaque bloc comme suit :

Tableau 12 : Premier niveau de fusion du scénario N°.1

B1 :	BetP(O) = 0.0768	BetP(Un) = 0.1953	BetP(So) = 0.0105	BetP(Su)= 0.7173	m(Ø) = 0.3359
B2:	BetP(TC)=0.0222	BetP(Comf)=0.9727	BetP(TH) = 0.0051		m(Ø) = 0.3486
B3:	BetP(H) = 0.0146	BetP(C) = 0.9003	BetP(N) =0.0852		m(Ø) = 0.2688

Nous constatons que la pièce sera bientôt inoccupée (BetP (Su) = 0,7173). La prévision météorologique indique qu'il fait froid à l'extérieur (BetP (C) = 0.9003) mais le confort thermique est obtenu à l'intérieur (BetP (Comf) = 0.9727). Nous remarquons aussi que la masse de conflit pour chaque bloc est inférieure à 35%, donc nous constatons que notre système donne des résultats cohérents.

En se basant sur ces résultats, le second niveau de fusion nous fournira la probabilité pignistique qui produira le gradient de température. Ainsi, nous trouvons les probabilités pignistiques suivantes :

Tableau 13 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°1

BetP(Inc) = 0.0095	BetP(Dec) = 0.7036	BetP(St) = 0.2868	m(Ø) = 0.7344
--------------------	--------------------	-------------------	---------------

Le résultat obtenu après le deuxième niveau de fusion indique que nous devons baisser la température du chauffage puisque $BetP(Dec) = 0.7036$. Au premier abord, cette décision est tout à fait logique puisque l'habitat sera inoccupé dans moins de 30 minutes selon la planification d'occupation ($BetP(Su) = 0,7173$). Cependant, la masse du conflit est relativement importante ($m(\emptyset) = 0.7344$). Ceci s'explique par la contradiction entre les différents experts. En fait le système essaie de maintenir une ambiance confortable pour l'occupant puisque ce dernier n'a pas encore quitté la maison d'une part et d'autre part la température extérieure est relativement froide ($BetP(C) = 0,9$) d'où la contradiction. Cela se traduit dans le système par une probabilité pignistique sur l'état stable du chauffage ($BetP(St) = 0.2868$ (Tableau 13)).

Sur ce premier scénario nous pouvons constater que le système de fusion de données nous fournit la bonne probabilité pignistique, ce qui nous permettra de prendre la décision adéquate pour commander le chauffage par rapport au contexte et aux données fournies par le planning. Cependant, il ne faut pas négliger la présence d'une importante masse de conflit. Ce conflit a plusieurs origines telles que le grand nombre de sources fusionnées et la contradiction entre ces derniers pour des cas avec des imprévus. Sa propagation du premier niveau au deuxième pose le problème du conflit. Pour limiter son influence sur la décision nous proposons dans le troisième chapitre un algorithme à un seul niveau. En outre nous unifions les trois cadres de discernement en un cadre produit. Nous présenterons différentes simulations qui montrent que la valeur de conflit diminue avec cette nouvelle méthode.

5.2. Scénario N°1 avec imprévu: l'occupant est obligé de rester chez lui

Dans ce paragraphe, nous considérons les mêmes données que celles présentées dans le premier scénario (Tableau 11) avec une modification : l'occupant est malade et décide de ne pas partir au travail. Nous voulons observer l'impact d'un changement de planning sur notre système de fusion de données. Nous considérons le Tableau 14 qui est identique au Tableau 11 à l'exception de quelques modifications. La simulation s'effectue à 9h30 du matin. L'occupant est supposé être sorti à cette heure-ci suivant le planning (Figure 2.14). La température de confort dans la pièce chute de $T_c=22^\circ\text{C}$ à $T_c=20^\circ\text{C}$ puisque selon le premier scénario le logement sera « bientôt inoccupé » alors il faut arrêter le chauffage.

Tableau 14 : Paramètres du scénario N°1 modifié

B1 : Occupation	B2 : Confort thermique	B3 : Préviation météorologique
Jour : Lundi Heure: 9:30 – 10 :00 Capteur de présence : E=1 Ac= 1.2 met	Tc =20 °C Rh =34 % Rv = 0.22 ms ⁻¹ Clo =0.7 clo Ac =1.2 met	T =5 °C V =40 Km/h N = 62 % P =4.5 mm

Nous obtenons les résultats suivants :

Tableau 15 : Premier niveau de fusion du scénario N°.1 modifié

B1 :	BetP(O) = 0.5833	BetP(Un) = 0	BetP(So) = 0	BetP(Su)= 0.4167	m(Ø) = 0.8920
B2:	BetP(TC)=0.0029	BetP(Comf)=0.9960	BetP(TH) = 0.0011		m(Ø) = 0.9242
B3:	BetP(H) = 0.0146	BetP(C) = 0.9003	BetP(N) =0.0852		m(Ø) = 0.2688

Nous remarquons que l'état est « occupé » puisque le maximum de la probabilité pignistique est $BetP(O) = 0.5833$, mais aussi nous constatons que la probabilité pignistique sur le « bientôt inoccupé » est quand même importante ($BetP(Su) = 0.4167$). La contradiction entre les données fournies par le planning (cf. Figure 2.14) et l'état actuel du logement (occupé) engendre une masse de conflit très importante ($m(\emptyset) = 0.8920 \gg m(\emptyset) = 0.3359$ (Tableau 12)). Concernant l'ambiance, nous sommes toujours en condition de « confort », mais avec une masse de conflit très élevée ($m(\emptyset) = 0.9242$). C'est le résultat de la contradiction entre la baisse de température et les autres paramètres de confort. Le conflit est dû à la discordance des sources dans les blocs occupation et confort. Afin de diminuer le conflit il faut changer les distributions des fonctions de masses de différentes sources.

Tableau 16 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°.1 modifié

BetP(Inc) = 0.0069	BetP(Dec) = 0.2716	BetP(St) = 0.7215	m(Ø) = 0.8978
--------------------	--------------------	-------------------	---------------

Le maximum de probabilité pignistique indique que nous devons laisser le chauffage sur une température « stable » ($BetP(St) = 0.7215$). Nous remarquons que la masse de conflit est très importante ($m(\emptyset) = 0.8978$). Cette masse est générée par propagation du conflit du premier niveau de fusion. Cependant, nous sommes dans un cas critique où notre système de fusion propose la décision, qui correspond au contexte du scénario, qui est de maintenir stable le chauffage. La contradiction se manifeste notamment dans le bloc lié au confort dont la distribution de certaines fonctions de masse est commise. Afin de résoudre ce problème, nous proposons une nouvelle modélisation des fonctions de masses moins engagée.

5.3. Scénario N° 2 : Préchauffage du logement

Ce scénario présente une configuration spécifique dans laquelle nous préchauffons la maison progressivement pendant une demi-heure avant l'arrivée de l'occupant. Le Tableau 17 présente les différents paramètres du deuxième scénario.

Tableau 17 : Paramètres du deuxième scénario

B1 : Occupation	B2 : Confort Thermique	B3 : Prévision météorologique
Jour : Lundi Heure : 12:30-13:00 am Capteur de présence : E=0 Ac=0 met	Tc =16 °C Rh =55 % Rv= 0.2 ms ⁻¹ Clo =0 clo Ac =0 met	T =6°C V=37 km/h N =65 % P = 4.5 mm

Il faut noter que l'activité et l'habillement ne sont plus pris en compte dans les simulations (Ac=0 et Clo= 0) de fusion puisque l'occupant n'est pas chez lui (E=0). En outre nous présentons dans le Tableau 18 les masses attribuées par l'expert occupation (Bloc B1) qui ne dépend dans ce cas que du planning présenté sur la Figure 2.14, car nous ne pouvons pas fusionner les sources dans le bloc B1 (Ac=0).

Nous obtenons les probabilités pignistiques suivante :

Tableau 18 : Premier niveau de fusion du scénario N°.2

B1: m(Inc) = 0.67	m(Dec) = 0.07	m(St) = 0.16	m(Ω) = 0.1
B2: BetP(TC) = 0.7669	BetP(Conf) = 0.2244	BetP(TH) = 0.0087	m(Ø) = 0.4760
B3: BetP(H) = 0.0145	BetP(C) = 0.8530	BetP(N) = 0.1325	m(Ø) = 0.2647

La maison est inoccupée (E = 0) mais elle sera bientôt occupée (m (So) = 0.6). Les probabilités pignistiques montrent que la température extérieure est « froid » (BetP (C) = 0,8530). L'ambiance interne du logement est « froide » car le SPHS maintient le chauffage à la température minimale (16 ° C, " Mode Eco ") lorsque la maison est inoccupée.

Les résultats du second niveau de fusion sont présentés dans le Tableau 19:

Tableau 19 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°.2

BetP(Inc) = 0.9574	BetP(Dec) = 0.0089	BetP(St) = 0.0337	m(Ø) = 0.4059
--------------------	--------------------	-------------------	---------------

La décision à prendre pour ce scénario est d'augmenter la température pour garantir un niveau de confort lors de l'arrivée de l'occupant (BetP(Inc) = 0.9574). La stratégie consiste à déclencher le chauffage une demi-heure avant le retour de l'occupant. Nous évitons ainsi le dépassement en température due à la relance brusque du chauffage et la perte supplémentaire d'énergie. Nous remarquons que la valeur de conflit est relativement importante (m(Ø) = 0.4059), c'est le résultat du conflit généré par le bloc B2 du confort thermique et la transition entre l'état d'occupation et d'inoccupation.

5.4. Scénario N°.3 : l'influence d'évènements imprévus durant une soirée

Nous subdivisons ce scénario en trois parties et pour chacune d'entre elles, nous présentons un évènement non planifié. L'occupant ne respectera pas ici le planning (Figure 2.14).

5.4.a. Scénario N°.3.1: Sans imprévu

Dans ce scénario, nous préchauffons la pièce progressivement, une demi-heure avant l'arrivée de l'occupant. Les données de ce scénario sont présentées dans le Tableau 20

Tableau 20 : Paramètres du troisième scénario sans événement imprévu

B1 : Occupation	B2 : Confort thermique	B3 : Prévision Météorologique
Jour : Lundi Heure : 18:30-19:00 Capteur de présence : E=0 Ac=0 met	Tc =16 °C Rv = 0.3 ms ⁻¹ Rh =55 % Clo=0 clo Ac =0 met	T =11 °C V =13 km/h N =13 % P = 2.5 mm

Les probabilités pignistiques de chaque bloc sont les suivantes :

Tableau 21 : Premier niveau de fusion du scénario N°.3.1

B1: m(Inc) = 0.6900	m(Dec) = 0.0900	m(St) = 0.1200	m(Ω) = 0.1
B2: BetP(TC) = 0.5927	BetP(Comf) = 0.3983	BetP(TH) = 0.0090	m(Ø) = 0.3928
B3: BetP(H) = 0.1507	BetP(C) = 0.2107	BetP(N) = 0.6385	m(Ø) = 0.2709

Après la simulation, nous remarquons que la météo indique qu'il fait « bon » (BetP (N) = 0,6385). La maison est froide (BetP (TC) = 0.5927) puisqu'elle était inoccupée depuis 13h30 mais elle sera bientôt occupée (So) selon le planning de la Figure 2.14 (m (So) = 0,7).

Tableau 22 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°.3.1

BetP(Inc) = 0.8072	BetP(Dec) = 0.0439	BetP(St) = 0.1489	m(Ø) = 0.6673
--------------------	--------------------	-------------------	---------------

Le maximum de probabilité pignistique du deuxième niveau indique que la température de chauffage doit augmenter (BetP (Inc) = 0.8072) jusqu'à ce que le confort interne soit établi.

5.4.b. Scénario N°.3.2 : L'occupant est en retard

Nous avons préchauffé la maison entre 18h30 et 19h00 et nous observons dans ce scénario la conséquence du retard de l'occupant. Les données pour ce scénario sont présentées dans le Tableau 23.

Tableau 23 : Paramètres du troisième scénario avec un événement imprévu

B1 : Occupation	B2 : Confort thermique	B3 : Prévision météorologique
Jour : Lundi Heure : 20:00-20:30 <u>exactement à 20h18</u> Capteur de présence : E=0 Ac=0 met	Tc =17 °C Rv = 0.2 ms ⁻¹ Rh =55 % Clo =0 clo Ac =0 met	T =9 °C V =13 km/h N =13 % P = 2.5 mm

Les résultats de l'algorithme de fusion sont comme suit :

Tableau 24 : Premier niveau de fusion du scénario N°.3.2

B1:	$m(\text{Inc}) = 0.1$	$m(\text{Dec}) = 0.35$	$m(\text{St}) = 0.45$	$m(\Omega) = 0.1$
B2:	$\text{BetP}(\text{TC}) = 0.5002$	$\text{BetP}(\text{Comf}) = 0.4906$	$\text{BetP}(\text{TH}) = 0.0092$	$m(\emptyset) = 0.5022$
B3:	$\text{BetP}(\text{H}) = 0.1658$	$\text{BetP}(\text{C}) = 0.4299$	$\text{BetP}(\text{N}) = 0.4043$	$m(\emptyset) = 0.3373$

La maison est « inoccupée » et les probabilités pignistiques indiquent que la situation atmosphérique est relativement « froid » ($\text{BetP}(\text{C}) = 0,4299$) et que l'ambiance interne est plutôt « froide » ($\text{BetP}(\text{TC}) = 0,5002$). En effet, l'ambiance interne se refroidit ($\text{BetP}(\text{Comf}) = 0,4906$) car nous avons préchauffé la pièce entre 18h30 et 19h mais comme l'occupant n'est pas encore rentré, la température interne commence à diminuer. En préchauffant le logement un certain niveau de confort est établi, mais en arrêtant le chauffage 30 minutes plus tard la température de la pièce diminue progressivement ce qui crée une contradiction entre l'expert température et les autres experts.

Tableau 25 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°.3.2

$\text{BetP}(\text{Inc}) = 0.2940$	$\text{BetP}(\text{Dec}) = 0.1803$	$\text{BetP}(\text{St}) = 0.5257$	$m(\emptyset) = 0.7599$
------------------------------------	------------------------------------	-----------------------------------	-------------------------

La décision finale sera de « maintenir stable » la température du chauffage ($\text{BetP}(\text{St}) = 0,5257$) à la température du Mode-Eco de 16 °C, car la maison est encore inoccupée et nous n'avons pas d'information supplémentaire concernant la nouvelle heure estimée d'arrivée de l'occupant. En combinant des experts avec un conflit existant (le conflit dans le bloc de confort thermique cf. Tableau 24) en plus du manque d'information (horaire de retour de l'occupant), augmente la valeur du conflit au deuxième niveau de fusion ($m(\emptyset) = 0.7599$). Nous pouvons gérer la valeur de conflit en la normalisant pour qu'elle ne se propage pas au deuxième niveau mais nous évitons de le faire, ceci entraîne la perte d'une indication importante sur le conflit global et peut donner des résultats aberrants. Un conflit ne présente pas nécessairement une erreur mais peut aussi indiquer un changement d'état, ce qui est le cas lorsque nous sommes dans une situation d'imprévu. Par exemple, dans ce scénario la contradiction est entre le planning qui indique que l'occupant doit être chez lui et le capteur de présence qui signale que le logement est vide. Cette incohérence incite le système à modifier l'état du chauffage de « augmenter » à « rester stable » jusqu'à ce que nous ayons de nouvelles informations. Malgré la valeur de conflit, le système de fusion fournit la décision adéquate par rapport au contexte.

5.4.c. Scénario N°.3.3 : l'occupant arrive en retard

Ce scénario est la continuité des deux précédents (N°3.1 et 3.2). Nous présentons dans le Tableau 26 les paramètres de ce scénario.

Tableau 26 : Paramètres du scénario lorsque l'occupant arrive

B1 : Occupation	B2 : Confort thermique	B3 : Prévision météorologique
Jour : Lundi Heure : 20:00-20:30 l'occupant arrive à 20h28 Capteur de présence : E=1 Ac=1.2 met	Tc =17 °C Rv = 0.2 ms ⁻¹ Rh=55 % Clo =1 clo Ac =1.2 met	T =9 °C V =13 km/h N =13 % P = 2.5 mm

Les probabilités pignistiques obtenues sont :

Tableau 27 : Premier niveau de fusion du scénario N°3.3

B1: BetP(O) = 0.9790	BetP(Un) = 0.0070	BetP(So) = 0.0070	BetP(Su) = 0.0070	m(Ø) = 0
B2: BetP(TC) = 0.7170	BetP(Comf) = 0.2798	BetP(TH) = 0.0032		m(Ø) = 0.7954
B3: BetP(H) = 0.1658	BetP(C) = 0.4299	BetP(N) = 0.4043		m(Ø) = 0.3373

Le maximum de probabilités pignistiques affirme que l'occupant est arrivé à la maison (BetP (O) = 0.9790). Cependant, l'environnement interne est froid (BetP (TC) = 0.7170), donc l'occupant est dans une situation d'inconfort. Ceci est une conséquence normale puisque l'occupant est en retard et la période de préchauffage est terminée depuis 19h00, donc le système de chauffage maintient la valeur minimale de 16° C comme dans le scénario N°3.2.

Tableau 28 : Deuxième niveau de fusion du scénario N °.3.3

BetP(Inc) = 0.7931	BetP(Dec) = 0.0045	BetP(St) = 0.2024	m(Ø) = 0.6757
--------------------	--------------------	-------------------	---------------

Les résultats du second niveau de fusion (Tableau 28) indique que nous devons augmenter la température de chauffage (BetP (Inc) = 0,7931) pour remédier à cette situation d'inconfort (BetP (TC) = 0,7170). Cela explique également l'importante valeur de conflit qui a été générée suite au premier niveau de fusion parce que l'occupant est dans une situation d'inconfort.

En proposant dans le chapitre 3 une nouvelle distribution de masse et une méthode de fusion ramenée à un seul niveau nous limiterons l'apparition du conflit.

6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le contexte de notre travail qui a pour objectif de produire un gradient de température pour réguler la température d'un bâtiment de façon contextuelle. Notre première approche de fusion de données est composée de deux niveaux. Le premier permet de fusionner les sources d'information pour se prononcer sur les critères d'occupation, de confort thermique et prévision météorologique. Le deuxième agrègera les trois critères pour générer une consigne prédictive.

Nous avons testé cette approche sur différents scénarios de vie simulés en introduisant des perturbations pour identifier ses points faibles. Les résultats obtenus sont encourageants puisque nous obtenons une décision pouvant correspondre aux contraintes de confort à

satisfaisant. Néanmoins, nous avons constaté que dans certains cas la valeur de conflit est importante. La principale cause de cette valeur est le nombre important de sources et leurs possibles contradictions. Ceci est dû à une modélisation commise des fonctions de masse de certains experts ou à l'incertitude des informations. En outre dans certains cas les imprévus peuvent engendrer une incohérence entre plusieurs sources. Afin de diminuer la valeur de conflit et par conséquent améliorer la fiabilité de la décision nous proposons dans le chapitre suivant une autre approche de fusion que nous associons à une nouvelle distribution de masse.

Chapitre 3. Deuxième approche : Association d'une nouvelle modélisation de masse à une architecture de fusion basée sur l'extension vide

1. Introduction

Nous avons présenté dans le deuxième chapitre un premier modèle de fusion de données, nous l'avons testé à travers plusieurs simulations ce qui nous a permis d'en trouver les limitations. Nous avons constaté que ce modèle nous permet d'obtenir la décision adéquate mais avec une importante masse de conflit rendant la décision finale peu fiable. En analysant les différentes sources de conflit (deuxième chapitre), nous avons estimé que la distribution des fonctions de masse est une source probable de conflit important. Par conséquent, nous présentons dans ce chapitre une nouvelle modélisation des fonctions de masse visant à diminuer ce conflit.

Dans ce chapitre, nous présentons une deuxième architecture de fusion de données afin d'améliorer la prise de décision. Les modifications portent majoritairement sur la construction des fonctions de masse. Nous avons diminué le nombre des hypothèses et par conséquent les risques de conflit. Nous avons choisi de changer le cadre de discernement pour la fusion. Ainsi au lieu d'avoir trois cadres différents pour les trois blocs (B1, B2 et B3 (cf. Figure 2.10)), nous choisissons de n'en conserver que deux. Par ailleurs, pour la fusion des experts nous opterons pour un cadre produit et nous aurons un seul niveau de fusion en utilisant la notion extension vide appliquée aux fonctions de croyance.

Ce chapitre est divisé en deux parties; dans la première nous présentons la nouvelle approche de fusion de données basée sur la théorie des fonctions de croyance. La deuxième partie sera consacrée aux simulations et discussions. Nous présenterons des comparaisons entre la première et la deuxième approche de fusion.

2. Description du modèle de fusion

Cette approche a le même objectif que la première présentée dans le deuxième chapitre : agréger des informations incertaines fournies par les sources de nos trois experts (Occupation, Confort thermique et Prévision météorologique). Chacun de ces trois experts a ses différentes sources d'information qui sont assignées à un cadre de discernement (cf. Figure 3.19) que nous détaillerons dans le paragraphe suivant. L'approche de fusion proposée dans ce chapitre est divisée en deux parties (cf. Figure 3.19) ; dans la première les données sont collectées et traitées puis dans la seconde partie nous fusionnons ces données pour prendre une décision.

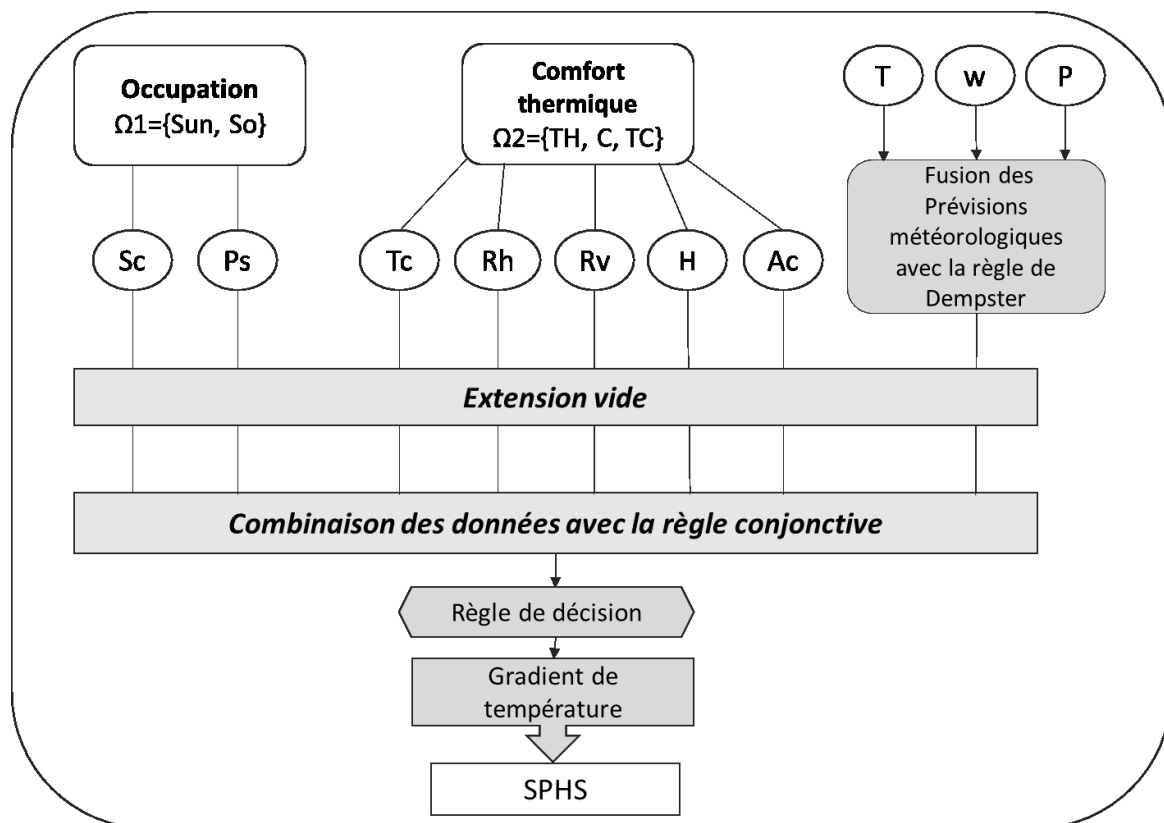


Figure 3.19 : Diagramme du modèle de Fusion : deuxième approche

3. Première Partie du modèle de fusion

Dans la première partie nous avons les trois blocs avec leurs sources d'information (cf. Figure 3.19). Néanmoins, nous remarquons qu'il y a quelques différences en ce qui concerne le nombre de sources d'information par rapport à la première approche (cf. Figure 2.10). En effet, les fusions ne sont pas faites au premier niveau et séparément. Nous remarquerons que la fusion des prévisions météorologiques est traitée en amont avant de l'intégrer dans l'expert confort thermique. Nous présenterons dans cette partie les différentes modifications effectuées pour concevoir la nouvelle approche de fusion en montrant à chaque étape la différence entre celle-ci et la première approche.

3.1. Bloc B1 : Occupation

L'objectif de l'expert d'occupation est de donner son avis sur l'état actuel d'occupation ainsi que sur l'état futur (planning prédit d'occupation (Figure 3.21) dans la pièce. Nous éliminons l'expert d'activité dans le nouveau bloc d'occupation et nous ne prenons en considération que deux sources d'information : Le planning prédit (Sc) et le capteur de présence (Ps) :

- Le planning (Sc) : nous considérons le planning prédit et le planning actuel pour les simulations. En effet, le planning prédit (Figure 3.21) est le même que le planning actuel mais avec une avance de 30 minutes par rapport à l'actuel (Figure 3.20). L'objectif d'avoir le planning prédit est de vérifier si le planning actuel a été changé ou non par l'occupant. Lors d'une simulation, le planning (Sc) deviendra non effectif en cas de contradiction avec le capteur de présence. Dans ce cas le capteur de présence (Ps) devient la seule source d'information fiable dans le bloc d'occupation.
- Le capteur de présence (Ps) : est placé sur le chauffage et indique si la pièce est occupée (E=1) ou non (E=0). (Toutes les données utilisées sont simulées)

Nous réduisons aussi le nombre d'hypothèses dans le cadre de discernement pour n'en garder que deux au lieu de quatre, ceci pour avoir un cadre plus exhaustif. Nous réduisons le cadre de discernement de l'occupation car plus le cadre est grand plus le conflit peut être important. Notre nouveau cadre est :

$\Omega I = \{Su, So\}$; signifie :

$\Omega I = \{Bientôt inoccupé (Soon unoccupied), Bientôt occupé (Soon occupied)\}$.

La conception des fonctions de masses pour nos différents experts sera réalisée en s'inspirant de la modélisation des sous-ensembles flous (trapèzes). Nous choisissons ce type de modélisation car il est adapté à nos données puisque nous travaillons avec des données simulées. Ainsi nos cadres de discernement sont directement interprétables (explicites). La modélisation des trapèzes comme illustrée sur la Figure 3.20 dont les seuils sont fixés à l'aide de connaissances expertes. Elles peuvent être dans le cas du le planning d'occupation, des informations fournies par l'occupant ou dans le cas du confort thermique des seuils fixés par ISO 7730. Ce type de méthode a été utilisé pour l'analyse des postures [92], dans la reconnaissance de séquence d'état et d'activité humaine dans les vidéos [62] et pour l'analyse d'expressions faciales [93].



Figure 3.20 : Distribution de masses du planning actuel

Pour la conception du planning actuel d'occupation (cf. Figure 3.20) les seuils et les différents horaires sont fixés par rapport aux informations fournies par l'occupant pour son emploi du temps de la semaine. Pour les périodes où nous avons une information sûre pour «occupé , m(O) » et pour « inoccupé, m(I) » nous attribuons une masse de 0.9. Cependant, nous avons choisi de ne pas avoir des masses catégoriques et d'attribuer une partie de l'information à l'ignorance ($m(\Omega_1)=0.1$) afin de diminuer le risque de conflit. La transition entre deux états est modélisée par l'union de ces deux dernières et puisque le cadre de discernement n'est composé que de deux hypothèses. Leur unions est Ω_1 donc la transition est la masse sur l'ignorance (la courbe grise m(In)).

La distribution de masse du planning prédit (cf. Figure 3.21) est obtenue d'une part en décalant d'une demi heure en moins le planning actuel, et d'autre part en remplaçant les masses sur l'occupation et inoccupation par leur équivalent dans le cadre de discernement Ω_1 . Alors pour « occupation » son équivalent est « bientôt occupé » (So) et pour « inoccupé » son équivalent est « bientôt inoccupé » (Su).

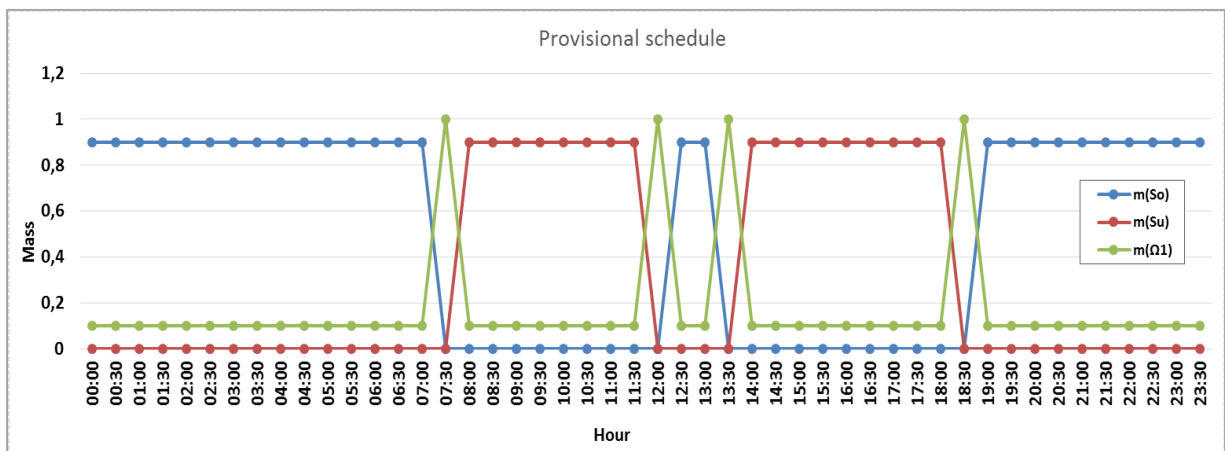


Figure 3.21 : Distribution de masses du planning prédit

3.2. Bloc B2 : Le confort thermique

L'expert confort thermique exprime son avis sur l'état de confort de l'ambiance interne de la pièce. Les différentes sources d'information se basent sur le système « ConfortSense⁷ ». Les différentes mesures sont :

- La température ambiante (T_c en °C)
- L'humidité relative de l'air (R_h en %)
- La vitesse relative de l'air (R_v en ms^{-1})
- Le niveau d'habillement (H en Clo)
- Le niveau d'activité (A_c en met)

Le cadre de discernement est identique à celui utilisé dans la première méthode :

$\Omega_2 = \{TC, C, TH\}$, signifie $\{Too-Cold (trop froid), Comfortable (confortable), Too-Hot (trop chaud)\}$

La conception de la distribution des fonctions de masses pour les différentes sources d'informations est effectuée en respectant les intervalles de confort définis dans l'ISO 7730-2005 [87]. La notion de confort est une notion subjective qui dépend essentiellement du ressenti personnel, cependant la température a une considérable influence sur l'état de confort. Par conséquent, la distribution de masses de la température de confort sera considérée comme la source principale dans le bloc B2 ; la distribution des masses sera donc conforme à celles présentées dans la Figure 2.17. Concernant les autres sources d'information (R_h , R_v , H et A_c), la distribution de masses sera différente de celle évoquée dans le chapitre 2. Nous détaillerons dans le paragraphe suivant la différence entre ces deux distributions à travers l'exemple de la vitesse relative de l'air.

3.2.a. Présentation de la vitesse relative de l'air (R_v) :

Nous présentons dans cette partie les deux distributions de masses pour la source « vitesse relative de l'air (R_v) ». Puisque les distributions de masses de toutes les sources d'information du bloc B2 sont conçues en se basant sur le même principe (en s'inspirant de la modélisation des sous-ensembles flous) les modifications ici présentées seront identiques pour les autres sources du bloc B2.

⁷ <https://www.dantecdynamics.com/comfortsense>

3.2.a.i. Première distribution de fonction de masse

La première distribution de fonction de masses (MdRv1 : Mass distribution for Relative air (cf. Figure 3.22) représente les fonctions de masse sur :

- Les trois hypothèses singletons : $m(\text{TH})$, $m(\text{C})$, $m(\text{TC})$
- Leurs unions : $m(\text{TH} \cup \text{C})$ et $m(\text{C} \cup \text{TC})$
- La masse sur l'ignorance totale : $m(\Omega_2) = m(\text{TH} \cup \text{C} \cup \text{TC})$

Concernant la vitesse relative de l'air, l'intervalle de confort, en se basant sur la norme ISO 7730-2005, se situe entre 0.13 ms⁻¹ et 0.22 ms⁻¹. Nous avons choisi d'attribuer des pourcentages inférieurs à 100% (masse non catégorique) même pour les parties où l'information est certaine afin d'avoir un pourcentage sur le doute (l'ignorance $m(\Omega_2) = 0.2$) car la notion de confort est subjective (Le ressenti de confort peut-être différent d'une personne à une autre).

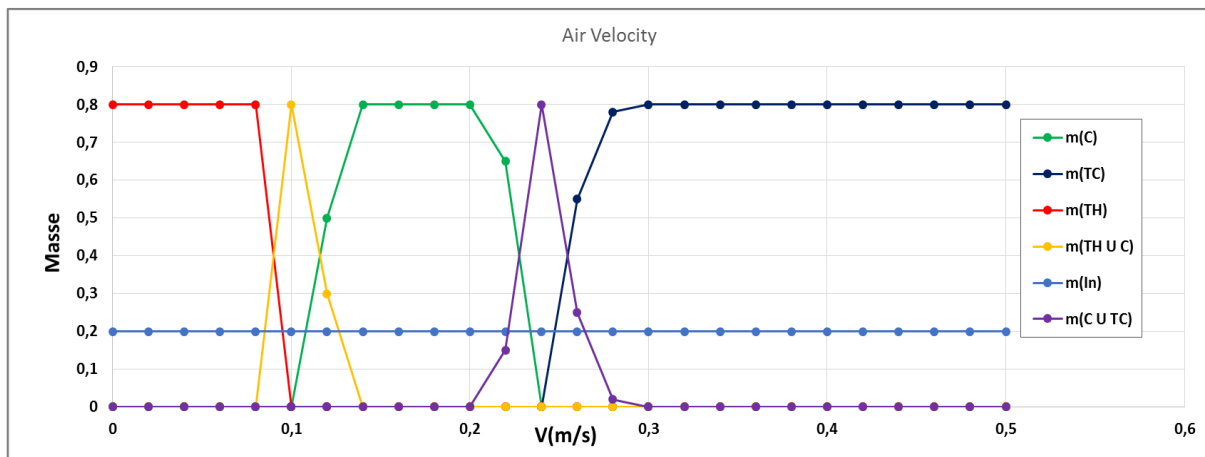


Figure 3.22 : La première distribution de fonction de masses pour l'expert Rv (MdRv1)

La courbe verte dans la Figure 3.22, est la courbe de confort : elle respecte l'intervalle de confort défini dans l'ISO 7730-2005, mais elle déborde un peu puisque la notion de confort est subjective et dépend aussi de la température de la pièce ainsi que de l'activité et l'habillement de l'occupant.

En plus des courbes qui représentent les trois hypothèses singletons, les courbes des unions d'hypothèses (les courbes jaune et mauve) ont un rôle important. En effet, la courbe jaune (TH∪C) présente la transition en l'état d'inconfort de chaud « Too Hot (TH) » et l'état de confort « Confort (C) », ainsi elle modélise la transition progressive entre deux états (à $R_v = 0.1 \text{ ms}^{-1}$, $\text{TH}=0$ et $\text{C}=0$). En outre, cette modélisation est le résultat de plusieurs études et essais dont certains sont illustrés dans [94]. Dans le deuxième chapitre l'association de la première approche de fusion à la première distribution de masse a fourni des bons résultats mais avec

une importante masse de conflit $m(\emptyset)$. Face à ce problème de conflit, nous allons revisiter la conception de certaines distributions de masse liée au bloc de confort thermique (la distribution de masse de la vitesse de l'air, l'humidité relative, l'habillement et l'activité).

3.2.a.ii. Deuxième distribution de fonction de masse

La vitesse relative de l'air est un critère important pour déterminer le confort thermique dans une pièce, mais elle n'est pas la seule source à le garantir. Considérons à titre d'exemple le cas suivant : le capteur de température indique qu'il fait froid et le capteur de la vitesse de l'air indique que nous sommes est dans l'intervalle de confort $[0.13 \text{ ms}^{-1}, 0.22 \text{ ms}^{-1}]$; le résultat de la fusion signalera : atmosphère confortable non atteinte. En d'autres termes, la vitesse de l'air est un indice nécessaire mais pas suffisant pour se prononcer sur l'état de confort dans une pièce. Par conséquent, pour avoir une distribution de fonctions de masse qui concrétise ce fait, nous éliminons l'attribution de la fonction de masse sur le confort (courbe verte (C)) et nous la remplaçons par une fonction de masse qui se prononce sur l'ignorance totale (courbe bleu $m(\Omega)$ Figure 3.23). Etant donné que la vitesse relative de l'air n'est pas le seul expert qui se prononce sur l'état de confort, cette présentation de fonction de masses (MdRv 2) nous permet d'adapter la distribution de masses pour avoir un meilleur résultat puisque l'état d'ignorance reforme toutes les hypothèses possibles. En conclusion, la deuxième distribution de fonction de masse est moins commise, ce qui est plus souhaitable, puisque d'une part, moins les masses sont commises, moins les suppositions dans le modèle sont implicites. D'autre part, en pratique cette modélisation diminue le conflit entre les différentes sources, ce que nous essayerons de monter dans ce chapitre dans la partie simulation.

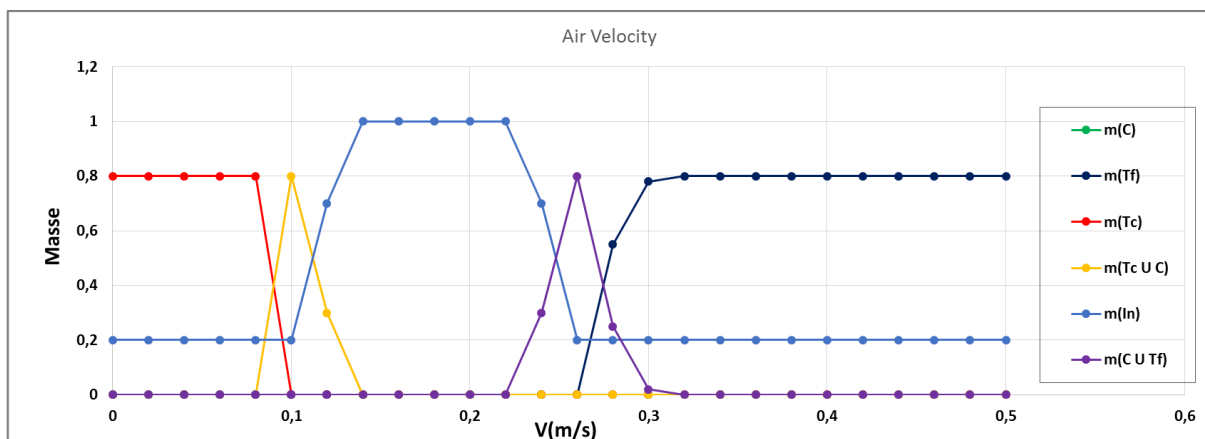


Figure 3.23 : La deuxième distribution de fonction de masses de l'expert Rv (MdRv2)

3.3. Bloc B3 : Prévision Météorologique

Pour ce qui concerne le bloc B3 des prévisions météorologiques, les sources d'information sont identiques au chapitre 2.

- La température (T en °C) qui dépendra de la nébulosité puisqu'elle a une influence sur la température interne du bâtiment
- Le vent (V en Km/h)
- La précipitation (P en mm)

Par ailleurs, le cadre de discernement du bloc B3 sera le même que celui de bloc B2,

$$\Omega_2 = \{TC, C, TH\}, \text{ signifie } \{Too-Cold, Comfortable, Too-Hot\}$$

La prévision météorologique contribue très légèrement à établir une ambiance de confort ou d'inconfort dans le bâtiment, mais n'a pas une influence directe et instantanée sur ce dernier. Dès lors, nous choisissons de ne pas intégrer le bloc B3 comme un expert indépendant mais, de l'associer au bloc B2 de confort thermique afin de minimiser la masse du conflit dans le résultat final. Ensuite, nous choisissons de fusionner séparément les sources d'information fournies par AROME [95]. Pour la fusion, nous optons pour la combinaison avec la règle orthogonale (équation 9), elle nous permet de combiner des sources indépendantes, puis elle normalise la masse de conflit. Nous prenons la décision suivant le maximum de probabilité pignistique parce qu'elle représente le compris entre la plausibilité et la crédibilité qui sont respectivement optimistes et pessimistes.

$$m_1 \oplus m_2(A) = \frac{1}{1-k} \sum_{B \cap C = A} m_1(B)m_2(C) \quad (20)$$

Puisque, l'influence des prévisions météorologiques n'est pas instantanée pour les bâtiments bien isolés, un taux d'affaiblissement $\alpha = 15\%$ est associé à l'expert météorologique, qui est un pourcentage choisi approximativement pour valider les simulations. Par ailleurs, les thermiciens de notre laboratoire travaillent sur la création de modèles qui permettront de déterminer l'influence de la température extérieure en fonction de l'isolation de l'enveloppe du bâtiment. Pour conclure, nous intégrons le résultat obtenu, après la fusion des données météorologiques comme un expert qui se prononce sur l'état de confort thermique (Bloc B3) dans le bâtiment, avec un coefficient d'affaiblissement $\alpha=15\%$. Les changements sont motivés par la diminution de la masse sur le conflit $m(\emptyset)$ dans le résultat final. De plus, cela nous permet de réduire le nombre de cadres de discernement pour passer à deux cadres au lieu de trois. En

effet, trois cadres de discernement conduisent à un cadre produit de la forme $\Omega = \Omega_1 \times \Omega_2 \times \Omega_3$; cela entraînant pour l'ensemble des parties de Ω à $2^{\Omega} = 2^{2 \times 3 \times 3} = 262144$ éléments ! Ce qui sera difficile à gérer au niveau algorithmique.

4. Deuxième partie du modèle de fusion

4.1. Extension vide dans un cadre produit : Cadre de discernement du modèle de fusion

Nous avons deux cadres de discernement dans ce chapitre au lieu de trois puisque nous avons associé le cadre du bloc B 3 de prévision météorologique à celui du confort thermique. Par conséquent, nous travaillons avec le cadre de discernement Ω_1 du Bloc B1 d'occupation et le cadre de discernement Ω_2 du confort thermique.

$$\Omega_1 = \{Su, So\} \text{ et } \Omega_2 = \{TH, C, TC\}$$

Un modèle de fusion cohérent et unifié nous permettra de générer plus aisément une consigne de température afin de commander le système de chauffage. Il est donc nécessaire de combiner ces deux cadres de discernement pour en former un seul ; c'est-à-dire le cadre produit. Pour cela, nous utilisons l'extension vide [52, 25] qui est un processus conservatif de réallocation des masses de croyance. Elle permet de fusionner les informations provenant de différentes sources et qui ont différents cadres de discernement en les translatant vers un cadre produit. Par conséquent, le cadre produit utilisé dans notre étude est :

$$\Omega_1 \times \Omega_2 = \{(Su, TH), (Su, C), (Su, TC), (So, TH), (So, C), (So, TC)\}.$$

Nous avons présenté dans le chapitre 1, partie B au paragraphe 3.2.f les notions de l'extension vide et nous les illustrons dans ce paragraphe par un exemple de calcul. Nous prenons un exemple de nos jeux de masse utilisés dans ce chapitre pour reconnaître l'état d'occupation et confort thermique. Pour cela nous disposons de deux sources d'informations:

- La première est le planning de la semaine qui est associé au cadre de discernement $\Omega_1 = \{Su, So\}$
- La deuxième est la température ambiante de la pièce qui est associée au cadre de discernement $\Omega_2 = \{TH, C, TC\}$

Les fonctions de masse sont définies comme suit :

$$\begin{aligned} m_1^{\Omega_1}(Su) &= 0 & m_2^{\Omega_2}(TH) &= 0.5 \\ m_1^{\Omega_1}(So) &= 0.7 & m_2^{\Omega_2}(TH, C) &= 0.3 \end{aligned}$$

$$m_1^{\Omega_1}(Su, So) = 0.3$$

$$m_2^{\Omega_2}(TC, C, TH) = 0.2$$

On calcule l'extension vide des fonctions de masse sur l'espace produit $\Omega_1 \times \Omega_2 = \{(Sun, TH), (Sun, C), (Sun, TC), (So, TH), (So, C), (So, TC)\}$ et nous combinons les masses par la règle conjonctive en utilisant l'équation 16. Les fonctions de masse résultantes comportent 6 éléments focaux :

$$m_{1,2}^{\Omega_1 \times \Omega_2}(So, TC) = 0.35$$

$$m_{1,2}^{\Omega_1 \times \Omega_2}((So, TH), (Su, TH)) = 0.15$$

$$m_{1,2}^{\Omega_1 \times \Omega_2}((So, TH), (So, C)) = 0.21$$

$$m_{1,2}^{\Omega_1 \times \Omega_2}((So, TC), (So, C), (So, TH)) = 0.14$$

$$m_{1,2}^{\Omega_1 \times \Omega_2}((Sun, TH), (Su, C), (So, TH), (So, C)) = 0.09$$

$$m_{1,2}^{\Omega_1 \times \Omega_2}((Su, TH), (Su, C), (Su, TC), (So, TH), (So, C), (So, TC)) = 0.06$$

4.2. Règle de décision

Le résultat de la combinaison des informations fournies par les différents experts est une hypothèse parmi les hypothèses du cadre produit $\Omega_1 \times \Omega_2$. Nous devons la transformer en une consigne de température. C'est pourquoi nous définissons une règle de décision en nous basant sur le principe du maximum de probabilité pignistique (Tableau 29).

Tableau 29 : Règle de décision suivant le maximum de probabilité pignistique

Max(BetP)	Décision : Prévission de tendance de Température
(Su, TH)	Diminuer (Decrease)
(Su, C)	Diminuer (Decrease)
(Su, TC)	Stable
(So, TH)	Diminuer (Decrease)
(So, C)	Stable
(So, TC)	Augmenter (Increase)

Le Tableau 29 est valable pour tous les résultats issus du modèle présenté par la Figure 3.19. Dans le cas d'un événement imprévu nous pouvons avoir une égalité entre deux probabilités pignistiques de deux hypothèses différentes et non cohérentes. Ces cas se produisent souvent lorsque nous n'avons pas les informations suffisantes sur l'état

d'occupation. En revanche, notre méthode nous permet de calculer le résultat approprié pour le confort thermique.

Sur certaines configurations spécifiques, nous devons nous référencer non seulement au Tableau 29, mais aussi aux règles complémentaires définies dans ce paragraphe. Nous créons un algorithme qui compare les différentes probabilités pignistiques obtenues après la combinaison avec la règle conjonctive. Ensuite, dans les cas d'égalités entre les probabilités pignistiques, nous prenons en considération l'information fournie par le capteur de présence (cf. chapitre 3 paragraphes 3.1) pour pouvoir prendre la décision adéquate par rapport au scénario traité.

- Si $\text{BetP}(\text{Su}, \text{TC}) \cong \text{BetP}(\text{So}, \text{TC})$ et si $\mathbf{E} = \mathbf{1}$; alors la décision sera d'augmenter la température du chauffage pour atteindre le « Mode-Confort », Sinon ($\mathbf{E} = \mathbf{0}$) nous devons maintenir stable le chauffage pour rester en « mode Eco »
- Si $\text{BetP}(\text{Su}, \text{TH}) \cong \text{BetP}(\text{So}, \text{TH})$ la décision sera de diminuer le chauffage peu importe l'état d'occupation ($\forall \mathbf{E}$).
- Si $\text{BetP}(\text{Su}, \text{C}) \cong \text{BetP}(\text{So}, \text{C})$ and si $\mathbf{E} = \mathbf{1}$; alors nous maintenons la température stable pour préserver le « Mode-Confort », sinon ($\mathbf{E} = \mathbf{0}$) la décision sera de diminuer la température jusqu'à atteindre le « Mode-Eco ».

5. Résultats de simulation et discussion

5.1. Comparaison et discussion des résultats de simulation de la première et la deuxième approche

Dans cette partie nous reprendrons les scénarios proposés dans le deuxième chapitre. D'abord, les simulations seront établies en utilisant la première approche mais avec la nouvelle distribution de masses. Ensuite, nous réitérons les simulations en utilisant la deuxième approche associée avec les deux distributions de fonction de masses. Cela nous permettra d'évaluer avec une relative objectivité les bénéfices apportés d'une part par la méthode et d'autre part par les distributions de masses. Nous présenterons à chaque étape une discussion des différents résultats. Pour éviter les répétitions, les détails des scénarios sont définis dans le chapitre 2, paragraphe 5 et pour simplifier les comparaisons nous présentons les tableaux des résultats obtenus dans ce paragraphe.

5.1.a. Scénario N°1 :

Les données du premier scénario sont présentées dans le Tableau 11. Les résultats obtenus avec l'ancien modèle sont présentés dans le Tableau 12 et le Tableau 13. A titre de rappel, le scénario N°1 présente le cas d'une journée typique de travail où l'occupant se prépare le matin pour partir au travail.

- **Approche N°1 : Première distribution des fonctions de masses (rappel)**

Tableau 12 : Premier niveau de fusion du scénario N° 1 (RAPPEL)

B1 :	BetP(O) = 0.0768	BetP(Un) = 0.1953	BetP(So) = 0.0105	BetP(Su) = 0.7173	m(Ø) = 0.3359
B2 :	BetP(TC) = 0.0222	BetP(Comf) = 0.9727	BetP(TH) = 0.0051		m(Ø) = 0.3686
B3 :	BetP(H) = 0.0146	BetP(C) = 0.9003	BetP(N) = 0.0852		m(Ø) = 0.2688

Tableau 13 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°.1

BetP(Inc) = 0.0095	BetP(Dec) = 0.7036	BetP(St) = 0.2868	m(Ø) = 0.7344
--------------------	--------------------	-------------------	---------------

- **Approche N°1 : Deuxième distribution des fonctions de masses**

Tableau 30 : Premier niveau de fusion du scénario N°.1 avec la deuxième distribution de masses

B1 :	BetP(O) = 0.0768	BetP(Un) = 0.1953	BetP(So) = 0.0105	BetP(Su) = 0.7173	m(Ø) = 0.3359
B2 :	BetP(TC) = 0.0148	BetP(Comf) = 0.9402	BetP(TH) = 0.0450		m(Ø) = 0.0863
B3 :	BetP(H) = 0.0146	BetP(C) = 0.9003	BetP(N) = 0.0852		m(Ø) = 0.2688

Tableau 31 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°.1 avec la deuxième distribution de masses

BetP(Inc) = 0.0053	BetP(Dec) = 0.6816	BetP(St) = 0.3131	m(Ø) = 0.6531
--------------------	--------------------	-------------------	---------------

Nous constatons que nous avons obtenu les mêmes résultats avec les deux distributions de masses. En effet, selon les probabilités pignistiques obtenues après le premier niveau de fusion, nous remarquons que la pièce sera bientôt inoccupée (BetP (Su) = 0,7173 (Tableau 12 et Tableau 30)), et pour les prévisions météorologiques nous avons le même résultat (il fait « froid »). Par contre, pour le confort thermique les valeurs des probabilités pignistiques changent un peu et restent toujours en confort mais la masse de conflit de l'expert confort diminue ($m(\emptyset) = 0.3686 > m(\emptyset) = 0.0863$ (Tableau 30)). La diminution du conflit pour le bloc B3 du confort thermique est due au remplacement des masses sur le confort par la masse sur l'ignorance dans la modélisation des différentes sources d'information (l'exemple à la Figure 3.22 et la Figure 3.23). Cependant cette modification ne s'applique pas sur la source de température interne comme nous l'avons expliqué précédemment.

Le résultat obtenu après le deuxième niveau de fusion indique que nous devons baisser la température du chauffage pour les deux distributions de masse puisque (BetP (Dec) = 0,7036 (Tableau 13) et BetP (Dec) = 0.6816 (Tableau 31)). En revanche nous remarquons que la masse

de conflit est toujours importante dans les deux tableaux, mais décroît avec la deuxième distribution de masses ($m(\emptyset) = 0.7344$ (Tableau 13), $m(\emptyset) = 0.6531$ (Tableau 31)).

Nous constatons à partir de ce premier scénario que notre modèle de fusion nous fournit la bonne probabilité pignistique. Par conséquent il nous permet de prendre la décision adéquate, par rapport au contexte du scénario, concernant le chauffage avec les deux distributions de fonction de masses. Malgré la diminution de la masse de conflit avec la deuxième distribution, elle reste importante et met en question la fiabilité de notre système de fusion (première approche).

- **Approche N°2 : Première distribution des fonctions de masses**

Tableau 32 : Résultat de fusion du Scénario N°1 avec la deuxième approche et la première distribution de masses

BetP(Su, TH)= 0.0148	BetP (Su, C)= 0.7045	BetP(Su, TC)= 0.0270	BetP(So, TH)= 0.0052	BetP(So, C)= 0.2475	BetP(So, TC)= 0.0073	$m(\emptyset)=0.1625$
-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

- **Approche N°2 : Deuxième distribution des fonctions de masses**

Tableau 33 : Résultat de fusion du Scénario N°1 avec la deuxième approche et la deuxième distribution de masses

BetP(Su, TH)= 0.0239	BetP (Su, C)= 0.6653	BetP(Su, TC)= 0.0358	BetP(So, TH)= 0.0091	BetP(So, C)= 0.2523	BetP(So, TC)= 0.0136	$m(\emptyset)=0.1455$
-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

Les résultats de la deuxième approche se présentent sous la forme d'un seul tableau puisque nous faisons la fusion en une seule fois avec l'extension vide. Nous constatons que pour les deux distributions de masse le maximum de la probabilité pignistique est sur l'hypothèse (Su, C) qui correspond à une ambiance confortable et indique que la pièce sera bientôt inoccupée. En interprétant ce résultat avec notre règle de décision (Tableau 29), nous trouvons que la consigne est de diminuer le chauffage. D'ailleurs, ce résultat est conforme à celui trouvé dans la première approche de fusion (cf. Figure 2.10). Toutefois, les valeurs de la masse de conflit diminuent considérablement avec la deuxième (cf. Chapitre 3 Figure 3.19) approche de fusion ($m(\emptyset)=0.1455$ (Tableau 33) $< m(\emptyset)=0.1625$ (Tableau 32) $\ll m(\emptyset) = 0.6531$ (Tableau 31) $< m(\emptyset) = 0.7344$ (Tableau 13)). En effet cette diminution de la masse du conflit est l'aboutissement de plusieurs modifications effectuées dans ce chapitre. Nous avons réduit le nombre de cadre de discernement et nous avons aussi opté pour un cadre plus exhaustif sur le bloc d'occupation. Ainsi, elle illustre l'efficacité de la fusion de donnée en appliquant l'extension vide sur un cadre de discernement produit.

En dernière analyse, les deux approches de fusion de données sont fiables, mais en associant la deuxième approche (cf. Figure 3.19) avec la deuxième distribution de masse, nous

obtenons de meilleurs résultats : la décision est adéquate par rapport au scénario proposé avec la plus faible masse de conflit.

5.1.b. Scénario N°1 Modifié :

C'est un scénario qui présente un imprévu : L'occupant ne sort pas de chez lui car il est malade : Dans ce scénario nous considérons les mêmes données que celles présentées dans le premier scénario (Tableau 11), cependant avec une exception : l'occupant décide de ne pas partir au travail. Les différentes données de ce scénario sont présentées dans le Tableau 14 à la page 54. Les tableaux de simulation Tableau 15 et Tableau 16 simplifient la comparaison.

- **Approche N°1 : Première distribution des fonctions de masse (RAPPEL)**

Tableau 15 : Premier niveau de fusion du scénario N°1 Modifié

B1 :	BetP(O) = 0.5833	BetP(Un) = 0	BetP(So) = 0	BetP(Su) = 0.4167	m(Ø) = 0.8920
B2 :	BetP(TC) = 0.0029	BetP(Comf) = 0.9960	BetP(TH) = 0.0011		m(Ø) = 0.4242
B3 :	BetP(H) = 0.0146	BetP(C) = 0.9003	BetP(N) = 0.0852		m(Ø) = 0.2688

Tableau 16 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°1 Bis

BetP(Inc) = 0.0069	BetP(Dec) = 0.2716	BetP(St) = 0.7215	m(Ø) = 0.8978
--------------------	--------------------	-------------------	----------------------

- **Approche N°1 : Deuxième distribution des fonctions de masses**

Tableau 34 : Premier niveau de fusion du scénario N°1 Modifié avec la deuxième distribution de masses

B1 :	BetP(O) = 0.5833	BetP(Un) = 0	BetP(So) = 0	BetP(Su) = 0.4167	m(Ø) = 0.8920
B2 :	BetP(TC) = 0.0382	BetP(Comf) = 0.9236	BetP(TH) = 0.0382		m(Ø) = 0.0855
B3 :	BetP(H) = 0.0146	BetP(C) = 0.9003	BetP(N) = 0.0852		m(Ø) = 0.2688

Tableau 35 : Deuxième niveau de fusion du scénario N°1 Modifié avec la deuxième distribution de masses

BetP(Inc) = 0.1057	BetP(Dec) = 0.2632	BetP(St) = 0.6312	m(Ø) = 0.6580
--------------------	--------------------	-------------------	----------------------

Pour les résultats des deux simulations, nous remarquons qu'il n'y a aucun changement pour la météorologie puisque nous n'avons pas changé les données de base et leurs méthodes de fusion. Par contre, nous remarquons que l'état d'occupation est « occupé » puisque $BetP(O) = 0.5833$, si nous le comparons avec le scénario N°1 où l'état d'occupation était « Bientôt inoccupé » ($BetP(Su) = 0.7173$ (Tableau 12)). Cet imprévu génère une importante masse de conflit car il y a une contradiction entre le planning d'occupation (cf. Figure 3.20) et l'état actuel du logement. L'ambiance est confortable dans les deux simulations, mais nous remarquons que la masse de conflit diminue avec la deuxième distribution de masse ($m(\emptyset) = 0.0855$ (Tableau 34) $\ll m(\emptyset) = 0.4242$ (Tableau 15), ce qui illustre déjà l'influence bénéfique de la deuxième distribution de masse sur la valeur du conflit.

Nous obtenons le même résultat avec les deux distributions de masse qui indique que nous devons maintenir le chauffage stable ($BetP(St) = 0.6312$ (Tableau 34) et $BetP(St) = 0.7215$

Tableau 16)) pour établir une ambiance de confort puisque l'occupant est chez lui. Cependant, cette situation est un cas imprévu, puisque l'occupant doit être normalement au travail. Cet imprévu engendre une importante masse de conflit qui diminue avec l'utilisation de la deuxième distribution de masse ($m(\emptyset) = 0.6580$ (Tableau 35) $\ll m(\emptyset) = 0.8978$ (Tableau 16). Malgré la légère diminution de la masse de conflit avec la deuxième distribution de masse, elle reste non négligeable et peut influencer la fiabilité de la décision. La réduction de la masse de conflit est l'objectif de la deuxième approche.

- **Approche N°2 : Première distribution des fonctions de masses**

Tableau 36 : Résultat de fusion du Scénario N°1 Modifié avec la deuxième approche et la première distribution de masses

BetP(Su, TH)= 0.0018	BetP (Su, C)= 0.4954	BetP(Su, TC)= 0.0018	BetP(So, TH)= 0.4954	BetP(So, C)= 0.0028	BetP(So, TC)= 0.0018	$m(\emptyset)=0.1698$
-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

- **Approche N°2 : Deuxième distribution des fonctions de masses**

Tableau 37 : Résultat de fusion du Scénario N°1 modifié avec la deuxième approche et la deuxième distribution de masses

BetP(Su, TH)= 0.0165	BetP (Su, C)= 0.4588	BetP(Su, TC)= 0.0247	BetP(So, TH)= 0.0165	BetP(So, C)= 0.4588	BetP(So, TC)= 0.0247	$m(\emptyset)=0.1599$
-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

Les résultats des simulations avec la deuxième approche sont très semblables pour les deux distributions de masse. Nous remarquons que les probabilités pignistiques sont égales deux à deux pour les six hypothèses dans le cas des deux distributions. Le maximum de probabilité pignistique nous informe que le confort thermique est établi dans la pièce, par contre il ne nous fournit pas d'information sur l'état d'occupation (dans le *Tableau 37* : $\text{BetP}(\text{So}, \text{C}) = \text{BetP}(\text{Su}, \text{C}) = 0.4588$ et dans le *Tableau 36* : $\text{BetP}(\text{So}, \text{TC}) = \text{BetP}(\text{Su}, \text{C}) = 0.4954$). Dans les cas des imprévus tel que le cas de ce scénario ; Nous ne nous contentons pas de vérifier s'il fait partie du tableau de règle de décision mais nous devons vérifier s'il est identifié parmi les cas particuliers de la règle (cf. Chapitre 3, paragraphe 0) ou non.

Par conséquent, en se référant aux cas particuliers de la règle de décision et à l'information fournie par le capteur de présence ($E=1$), nous concluons que la décision à prendre est de maintenir stable la température du chauffage pour préserver le « Mode-Confort ». Nous aboutissons à la même conclusion obtenue avec la première distribution de masses, néanmoins, nous remarquons une baisse considérable dans la valeur de la masse de conflit ($m(\emptyset)=0.1599$ (Tableau 37) $< m(\emptyset)=0.1698$ (Tableau 36) $\ll m(\emptyset) = 0.6580$ (Tableau 35)). C'est un résultat très encourageant qui montre qu'avec la deuxième approche nous parvenons à réduire la valeur de la masse de conflit y compris dans le cas d'un événement imprévu.

5.2. Validation des résultats pour la deuxième approche de fusion

Dans cette partie nous allons présenter des nouveaux scénarios et pour chacun d'entre eux nous commenterons les résultats obtenus avec les deux distributions de masse. En rappelle, les simulations sont élaborées pour un bâtiment au nord de la France pendant l'hiver. Les différents algorithmes et simulations sont élaborés avec Matlab et la fusion de données est faite en se basant sur la bibliothèque D²ST développé par Arnaud Martin [96].

5.2.a. Scénario N°1

Ce scénario présente le cas d'un jour de travail où l'occupant se prépare pour partir au travail à 8h30. Le scénario est divisé en deux parties : dans la première, l'occupant part comme prévu et dans la deuxième, il ouvre une fenêtre pour aérer la pièce avant de sortir. Pour les deux parties les données sont présentées dans le Tableau 38.

Tableau 38 : Les paramètres du premier scénario

B1 : Occupation	B2 : Confort thermique	B3 : Prévision météorologique	
		Données	Fusion
Jour: Mercredi Time: 7:45 – 8:15 Capteur de présence : E=1 Ac = 1.2 met	Tc = 22 °C Rh = 45 % Rv = 0.2 ms ⁻¹ Clo = 0.7 clo Ac = 1.2 met	T = -5 °C V =20 Km/h N = 45 % P =4.5 mm	m(∅) = 0 m(TH) = 0 m(C) =0.1074 m(TC U C) = 0.0124 m(TC) = 0.7041 m(TH U TC) = 0 m(C U TC) = 0.0311 m(Ω ₂) = 0.1450

Nous remarquons que la colonne de prévision météorologique est différente des deux autres colonnes du Tableau 38. En effet, dans cette colonne nous présentons les données météorologiques et leur fusion par la règle orthogonale (cf. équation 9). En premier lieu, elle nous permet d'avoir une idée sur l'état de la météo et en second lieu, elle sera intégrée par la suite dans le système de fusion en tant qu'expert qui se prononce sur le confort thermique comme nous l'avons expliqué en détails dans la partie Bloc 3 à au paragraphe 3.3 de ce chapitre.

5.2.a.i. Une matinée typique d'une journée de travail

Dans cette partie l'occupant se prépare comme tous les jours pour partir au travail à 8h30. Le capteur d'activité indique, (Ac=1.2) ce qui signifie que l'occupant est assis en activité légère et puisque c'est le matin nous pouvons deviner qu'il est en train de prendre son petit-déjeuner par exemple.

En injectant ces différentes hypothèses dans l'algorithme de fusion, notre modèle produit les probabilités pignistiques présentées dans le Tableau 39 pour la première distribution de masse et dans le Tableau 40 pour la deuxième distribution de masses.

- **Résultat avec la première distribution de masses**

Tableau 39 : Probabilités pignistiques pour le premier scénario avec la première distribution de masse

BetP(Su, TH)= 0.0018	BetP(Su, C)= 0.8710	BetP(Su, TC)= 0.0022	BetP(So, TH)= 0.0003	BetP(So, C)= 0.1244	BetP(So, TC)= 0.0003	$m(\emptyset)=0.1401$
-------------------------	------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

Les résultats de simulation basés sur la première distribution de masses indiquent que la pièce sera bientôt inoccupée, ce qui est conforme avec les données du planning (Figure 3.20), et l'ambiance interne est confortable (BetP (Su, C) = 0.8710). D'après la règle de décision, la température du chauffage doit baisser progressivement, malgré la présence de l'occupant dans le logement. Etant donné que la température de la pièce diminue lentement et que ce processus prendra plusieurs heures pour atteindre le « Mode-Eco », l'occupant ne sentira pas immédiatement la diminution du confort thermique dans la pièce. Par conséquent et tout en maintenant un niveau de confort thermique acceptable pour l'occupant, la consommation énergétique du chauffage est réduite. C'est un mécanisme de réduction par anticipation.

Le scénario ci-dessous traite le cas d'une matinée typique avec des conditions normales dans le logement et sans aucun imprévu, ce qui explique la faible masse de conflit ($m(\emptyset)=0.1401$). Par conséquent avec la deuxième approche et même en utilisant la première distribution de masse nous obtenons la décision appropriée avec moins de conflit qu'avec la première approche de fusion de données.

- **Résultat avec la deuxième distribution de masse**

Tableau 40 : Probabilités pignistiques pour le premier scénario avec la deuxième distribution de masse

BetP(Su, TH)= 0.0297	BetP(Su, C)= 0.8087	BetP(Su, TC)= 0.0366	BetP(So, TH)= 0.0042	BetP(So, C)= 0.1155	BetP(So, TC)= 0.0052	$m(\emptyset)=0.1286$
-------------------------	------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

En utilisant la deuxième distribution de masses les résultats sont très similaires à ceux obtenus avec la première distribution de masses. Le maximum de probabilité pignistique indique que l'occupant va sortir bientôt et l'ambiance interne est confortable (BetP (Su, C)= 0.8087). Ainsi, la décision sera la même : diminuer progressivement la température du chauffage jusqu'à atteindre le « Mode-Eco ». Il n'y a pas une grande différence entre les masses de conflit générées par la première et la deuxième distribution de masses car nous simulons dans le cas des conditions idéales pour le confort et nous sommes dans la période de temps conforme au planning.

Toutefois, ce résultat montre que notre système est fiable dans le cas de scénario normal et la décision prise est cohérente. La contribution des nouvelles distributions de masse n'intervient pas quand les sources ne sont pas en contradictoires. Nous exploiterons

l'importance de cette approche de fusion dans la deuxième partie lorsqu'une perturbation modifie les données.

5.2.a.ii. L'occupant ouvre la fenêtre pour aérer la pièce

Nous considérons les mêmes conditions et mêmes données (Tableau 38). Cependant l'occupant ouvre une fenêtre pour aérer la pièce pendant quinze ou vingt minutes. La température de la pièce commence à diminuer jusqu'à atteindre ($T_c = 18^\circ\text{C}$) et la vitesse relative de l'air augmente ($R_v = 0.28 \text{ m.s}^{-1}$). Par la suite, nous obtenons les probabilités pignistiques pour la première et la deuxième distribution de masses présentées dans le Tableau 41 et le Tableau 42.

• Résultat avec la première distribution de masses

Tableau 41 : Probabilités pignistiques pour le premier scénario avec la première distribution de masses

BetP(Su, TH)= 0.0024	BetP (Su, C)= 0.7721	BetP(Su, TC)= 0.1455	BetP(So, TH)= 0.0002	BetP(So, C)= 0.0671	BetP(So, TC)= 0.0127	$m(\emptyset)=0.5599$
-------------------------	-------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

Pour la première distribution de masses les probabilités pignistiques indiquent que le confort interne est établi et que l'occupant sortira bientôt ($\text{BetP (Su, C)} = 0.7721$). Toutefois, nous remarquons que la masse de conflit est importante ($m(\emptyset)=0.5599$) ce qui peut mettre en question la crédibilité de notre système de fusion. En considérant la règle de décision, nous devons diminuer la température du chauffage comme dans la première partie. Néanmoins, nous pouvons apercevoir que la perturbation (ouverture de la fenêtre pendant 15 minutes) perturbe le système lorsqu'il est associé à la première distribution de masses. Effectivement, dans ce scénario la masse de conflit est important vu qu'il y a une contradiction entre différentes sources d'information (la température de confort et la vitesse de l'air par exemple). Puisque, la fenêtre est ouverte l'influence de la météorologie est plus importante ($m(\text{TC}) = 0.7041$ indique qu'il fait froid à l'extérieur (Tableau 38), par conséquent la vitesse relative de l'air augmente dans la pièce ($R_v = 0.28 \text{ m.s}^{-1}$) ce qui correspond à très froid d'après la courbe de la Figure 3.22 ($m_{R_v}(\text{TC})=0.78$)) ce qui est en contradiction avec les sources qui indiquent que l'ambiance interne est confortable.

• Résultat avec la deuxième distribution de masses

Tableau 42 : Probabilités pignistiques pour le premier scénario avec la deuxième distribution de masse

BetP(Su, TH)= 0.0038	BetP(Su, C)= 0.7471	BetP(Su, TC)= 0.1691	BetP(So, TH)= 0.0003	BetP(So, C)= 0.0650	BetP(So, TC)= 0.0147	$m(\emptyset)=0.0986$
-------------------------	------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

Les résultats de la deuxième distribution de masses semblent conformes à ceux obtenus avec la première distribution de masses ($\text{BetP (Su, C)} = 0.7471$), néanmoins, nous pouvons remarquer que la probabilité pignistique de « très froid » (TC) augmente ($\text{BetP (Su, TC)} =$

0.1691 > 0.1455 (Tableau 41)), ce qui est parfaitement justifiable, parce que la fenêtre est ouverte la température diminue plus rapidement que d'habitude. En outre, la masse de conflit générée par la deuxième distribution de masses est beaucoup plus faible que celle générée par la première modélisation de masses ($m(\emptyset) = 0.0986 \ll 0.5599$ (Tableau 41)), ce qui illustre l'efficacité de la deuxième approche de fusion de données lorsqu'elle est associée à la deuxième distribution de masses. La masse de conflit est moins importante avec la deuxième modélisation de masses car la vitesse relative de l'air $RvMd2$ (Figure 3.23) se prononce moins sur l'état très froid ($m_{Rv}(TC) = 0.55$) que dans la première distribution $RvMd1$.

En conclusion, la deuxième distribution de masses est plus réaliste et fiable que la première, parce qu'elle peut s'adapter dans le cas de variations soudaines et mineures.

5.2.b. Scénario N°2 : le cas d'un évènement inattendu

Ce scénario présente le cas d'un imprévu. L'occupant arrive chez lui comme prévu à l'heure et trouve une ambiance confortable puisque le préchauffage est déjà lancé. Il commence sa soirée comme d'habitude devant la télévision (activité faible) lorsqu'il reçoit un appel et il sort immédiatement de la maison vers 20h30. Etant donné que la pièce est vide, allons étudier l'impact de cet évènement une heure après le départ de l'occupant. Les différentes données sont présentées dans le Tableau 43.

Tableau 43 : Les paramètres du scénario N°2

B1 : Occupation	B2 : Confort thermique	B3 : Prévision météorologique	
		Données	Fusion
Jour : Jeudi Heure : 21:00 – 21:30 Capteur de présence: E = 0 Ac = 0 met	Tc = 19 °C Rh = 50 % Rv = 0.19 ms ⁻¹ Clo = 0 clo Ac = 0 met	T = 8°C V = 37 Km/h N = 52 % P = 1.5 mm	m(∅) = 0 m(TH) = 0.0178 m(C) = 0 m(TC U C) = 0.0643 m(TC) = 0.8448 m(TH U TC) = 0 m(C U TC) = 0 m(Ω ₂) = 0.0733

- **Résultat avec la première distribution de masses**

Tableau 44 : Probabilités pignistiques du deuxième scénario avec la première distribution de masses

BetP(Su, TH)= 0.0035	BetP(Su, C)= 0.4911	BetP(Su, TC)= 0.0054	BetP(So, TH)= 0.0035	BetP(So, C)= 0.4911	BetP(So, TC)= 0.0054	m(∅)=0.1599
-------------------------	------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-------------

Les maximums des probabilités pignistiques indiquent que nous sommes dans un cas particulier de la règle de décision puisque deux probabilités sont identiques ($BetP(Su, C) = BetP(So, C) = 0.4911$). Ces probabilités nous informent que l'ambiance est encore confortable mais nous devons prendre en compte l'information retournée par le capteur de présence pour connaître l'état d'occupation car le planning n'est plus une source fiable d'information.

Puisque, ($E=0$) signifie que la pièce est inoccupée, alors suivant la règle de décision (cf. Chapitre 3, paragraphe 0), nous devons baisser la température du chauffage car nous n'avons pas d'information supplémentaire sur l'horaire de retour de l'occupant.

- **Résultat avec la deuxième distribution de masses**

Tableau 45 : Probabilités pignistiques du deuxième scénario avec la première distribution de masses

BetP(Su, TH)= 0.0166	BetP(Su, C)= 0.4579	BetP(Su, TC)= 0.0255	BetP(So, TH)= 0.0166	BetP(So, C)= 0.4579	BetP(So, TC)= 0.0255	$m(\emptyset)=0.1039$
-------------------------	------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

La deuxième modélisation permet d'obtenir presque des résultats conformes qui nous amènent à diminuer la température du chauffage jusqu'à atteindre le « Mode-Eco ». Cependant il est intéressant de constater que les probabilités pignistiques sur l'hypothèse « très froid » augmentent un peu plus par rapport à celles obtenues avec la première distribution de masses ($BetP(Su, TC) = 0.0255 > BetP(Su, TC) = 0.0054$). Ceci signifie que l'hypothèse évolue en temps réel avec son environnement, ce qui montre que la deuxième modélisation de masses est plus réaliste que la première. Par ailleurs, nous remarquons que la masse de conflit diminue, ce qui montre la fiabilité du modèle de fusion lorsqu'il est associé à la deuxième distribution de masses.

5.2.c. Scénario N°3 avec un événement imprévu

5.2.c.i. Scénario N° 3 avant le point de transition

Ce scénario a pour objectif de déterminer l'impact d'un événement imprévu. En effet, l'occupant arrive ici plus tôt que prévu dans le planning (normalement l'arrivée est entre 18h30 et 19h) et de surcroît avant la période de préchauffage, planifiée une demi-heure avant son arrivée. Nous présentons les données de ce scénario dans le Tableau 46.

Tableau 46 : Les paramètres du scénario N°3

B1 : Occupation	B2 : Confort thermique	B3: Prévision météorologique	
		Données	Fusion
Jour : Mardi Heure : 17:00 – 17:30 Capteur de présence: E = 1 Ac = 1 met	Tc =16 °C Rh =55 % Rv = 0.24 ms ⁻¹ Clo =1 clo Ac =1 met	T = 5 °C V =15 Km/h N = 40 % P =1.5 mm	$m(\emptyset) = 0$ $m(TH) = 0.0158$ $m(C) = 0$ $m(TC \cup C) = 0.0632$ $m(TC) = 0.7368$ $m(TH \cup TC) = 0$ $m(C \cup TC) = 0$ $m(\Omega_2) = 0.1842$

- **Résultat avec la première distribution de masses**

Tableau 47 : Probabilités pignistiques du troisième scénario avec la première distribution de masse

BetP(Su, TH)= 0.0002	BetP(Su, C)= 0.1491	BetP(Su, TC)= 0.3507	BetP(So, TH)= 0.0002	BetP(So, C)= 0.1491	BetP(So, TC)= 0.3507	$m(\emptyset)=0.5328$
-------------------------	------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

Nous sommes initialement dans le “Mode-Eco” (16° C) puisque le logement n’était pas occupé, alors les probabilités pignistiques indiquent que l’ambiance est inconfortable. Il fait trop froid : ($BetP(Su, TC) = BetP(So, TC) = 0.3507$). L’occupant arrive plus tôt que prévu, par conséquent, le planning n’est plus une source d’information fiable et la priorité sera donnée au capteur de présence pour se prononcer sur l’état d’occupation. Le capteur de présence indique que la pièce est occupée ($E = 1$), ainsi selon la règle de décision nous augmentons la température du chauffage pour atteindre une ambiance confortable. Malgré la génération d’une décision qui correspond aux données du scénario, nous remarquons que la masse de conflit est importante avec la première distribution de masses.

- **Résultat avec la deuxième distribution de masses**

Tableau 48 : Probabilités pignistiques du troisième scénario avec la deuxième distribution de masses

$BetP(Su, TH)=$ 0.0008	$BetP(Su, C)=$ 0.0433	$BetP(Su, TC)=$ 0.4559	$BetP(So, TH)=$ 0.0008	$BetP(So, C)=$ 0.0433	$BetP(So, TC)=$ 0.4559	$m(\emptyset)=0.0132$
---------------------------	--------------------------	---------------------------	---------------------------	--------------------------	---------------------------	-----------------------

Les résultats avec la deuxième distribution indiquent que nous devons augmenter rapidement la température du chauffage jusqu’à atteindre une ambiance confortable. Cependant, nous remarquons qu’avec la deuxième distribution de masses, d’une part la valeur de la probabilité pignistique est plus importante ($BetP(Su, TC) = 0.4559 > BetP(Su, TC) = 0.3507$ (Tableau 47)) et d’autre part la masse de conflit diminue considérablement ($m(\emptyset) = 0.0132 \ll m(\emptyset) = 0.5328$ (Tableau 47)).

A titre d’exemple, la température de confort à 16°C nous informe que nous sommes en situation d’inconfort de « trop froid » (distribution de masses à “Too Cold”, $m_{Tc}(TC) = 0.5$ dans la Figure 2.17), en revanche d’autres sources indiquent que nous sommes dans une situation de « confort » (par exemple L’humidité relative de $Rh = 55\%$ contredit Tc et indique que pour la première modélisation de masses $m_{Rh}(TC) = 0$ et $m_{Rh}(C) = 0.9$), ce qui explique l’importante masse de conflit. Néanmoins, pour la même valeur d’humidité relative de l’air ($Rh = 55\%$), et avec la deuxième distribution de masses, nous avons $m_{Rh}(TC) = 0$ et $m_{Rh}(C) = 0$, mais la masse sur l’ignorance totale est $m(\Omega_2) = 0.9$, ainsi dans ce cas les deux sources Tc et Rh ne se contredisent pas, car $\Omega_2 = \{TC, C, TH\}$ contient tous les éléments focaux. C’est pourquoi nous obtenons le bon résultat avec masse de conflit négligeable avec la deuxième distribution de masses. Dans ce cas il n’y a pas de préchauffage et la consigne passe brutalement en « Mode-Confort » pour satisfaire au plus vite le confort thermique de l’occupant.

5.2.c.ii. Scénario N° 3 Modifié : au point de transition lors d'un événement imprévu

Ce scénario est la continuité du scénario N°3. Nous considérons alors les mêmes données (Tableau 46) et le même événement imprévu. Par contre, nous modifions la valeur d'une seule source qui est la température de confort pour voir son influence sur le système de fusion et par la suite sur le résultat final. Nous prenons $T_c = 17^\circ\text{C}$ au lieu de $T_c = 16^\circ\text{C}$ (Tableau 46).

• **Résultat avec la première distribution de masses**

Tableau 49 : Probabilités pignistiques du troisième scénario Bis avec la première distribution de masse

BetP(Su, TH)= 0.0001	BetP(Su, C)= 0.3997	BetP(Su, TC)= 0.0993	BetP(So, TH)= 0.0010	BetP(So, C)= 0.3997	BetP(So, TC)= 0.0993	$m(\emptyset)=0.1039$
-------------------------	------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

Nous avons une égalité entre deux maximums de probabilité pignistique. En se basant sur ces probabilités ($\text{BetP}(\text{Su}, \text{C}) = \text{BetP}(\text{So}, \text{C}) = 0.3997$), nous pouvons nous prononcer sur l'état de confort thermique, mais pas sur l'état d'occupation. Le maximum de la probabilité pignistique nous informe que l'ambiance est confortable dans le logement car les différentes sources sont où en transition entre l'état très froid « TC » et l'état de confort « C » (exemple T_c à la Figure 2.17 et R_v à la Figure 3.22), où se prononçant sur le confort « C ». En nous basant sur la règle de décision, nous devons consulter le capteur de présence pour prendre une décision, et puisque ce dernier indique que la pièce est occupée ($E=1$), alors la décision sera de maintenir « Stable » le chauffage. Toutefois, cette décision ne satisfait pas les besoins de l'occupant qui veut avoir une ambiance interne confortable, car à 17°C nous sommes au point de transition entre l'état « trop froid » et l'état « confort » mais nous n'avons pas encore atteint l'état confort.

Par conséquent, nous pouvons conclure que, malgré la petite valeur de la masse de conflit, pour prendre la décision adéquate dans ce cas particulier nous avons besoin d'intégrer plus de paramètres. Cet exemple montre les limites de la première distribution de masse qui malgré son association à la deuxième approche de fusion fournit une décision cohérente mais pas complètement appropriée.

• **Résultat avec la deuxième distribution de masse**

Tableau 50 : Probabilités pignistiques du troisième scénario Bis avec la deuxième distribution de masse

BetP(Su, TH)= 0.0092	BetP(Su, C)= 0.2115	BetP(Su, TC)= 0.2793	BetP(So, TH)= 0.0092	BetP(So, C)= 0.2115	BetP(So, TC)= 0.2793	$m(\emptyset)=0.0030$
-------------------------	------------------------	-------------------------	-------------------------	------------------------	-------------------------	-----------------------

Les probabilités pignistiques ($\text{BetP}(\text{Su}, \text{TC}) = \text{BetP}(\text{So}, \text{TC}) = 0.2793$) indiquent aussi que nous ne pouvons pas nous prononcer sur l'état d'occupation puisque l'occupant est arrivé plus tôt que prévu. Néanmoins, nous pouvons nous prononcer sur le confort thermique et indiquer que nous sommes en situation d'inconfort de « trop froid ». Ce résultat est différent

car avec la première distribution nous avons plusieurs experts qui attribuent de la masse à l'hypothèse de confort alors qu'avec la deuxième distribution nous avons modifié cette masse de confort pour qu'elle soit attribuée à la masse d'ignorance ($m(\Omega_2)$).

Le capteur de présence indique que la pièce est occupée ($E=1$) et en se basant sur la règle de décision, la consigne sera d'augmenter la température du chauffage. Cette décision est conforme au besoin de l'occupant d'atteindre le « Mode-Confort », ce qui n'était pas le cas avec la première distribution de masses. Nous montrons que notre modèle de fusion de données associé à la deuxième distribution de masses, est fiable et efficace même dans le cas d'un événement imprévu y compris au point de transition, il fournit la décision adéquate avec une masse de conflit négligeable ($m(\emptyset)=0.0030$).

6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons détaillé le deuxième modèle de fusion de données élaboré avec l'extension vide. Nous avons expliqué les différences entre ce modèle et celui présenté dans le deuxième chapitre. Nous avons fait la fusion du bloc prévision météorologique avant la fusion pour le chauffage et nous l'avons intégré ensuite en tant qu'expert dans le bloc de confort.

Nous avons réduit le nombre de cadres de discernement pour n'en garder que deux au lieu de trois. Par la suite nous translatons ces deux cadres vers un cadre produit en utilisant l'extension vide, puis nous avons fait la fusion des données avec la combinaison conjonctive. Nous avons élaboré une règle de décision pour nous aider à prendre automatiquement les décisions après la fusion de données.

Pour tester l'efficacité de notre deuxième approche, nous avons refait les simulations des scénarios du deuxième chapitre avec la deuxième distribution de masses élaborée au troisième chapitre. Puis avec la nouvelle approche et nous avons comparé les résultats. Nous constatons qu'avec la deuxième distribution de masses nous arrivons à diminuer la valeur du conflit. Cependant en utilisant la deuxième distribution de masse sur la deuxième approche nous obtenons une diminution importante du conflit. Nous avons montré que la deuxième approche est plus fiable avec la deuxième distribution de masses même dans le cas d'événements imprévus. De plus, nous avons réussi à obtenir les résultats appropriés avec des masses de conflit presque nul ce qui donne une fiabilité acceptable pour notre système de fusion multi niveau. La validation du fonctionnement de notre modèle de fusion par les différentes simulations nous a permis de générer une consigne optimale de température du chauffage. Nous

proposons dans le chapitre suivant une commande prédictive utilisant les décisions prises par les algorithmes précédemment présentés.

Chapitre 4. Application du système de fusion à une commande GPC (Commande Prédictive Généralisée)

1. Introduction

L'amélioration de la qualité et du rendement des systèmes de chauffage nécessite l'optimisation du fonctionnement de ces derniers permettant ainsi d'équiper les immeubles avec des systèmes de contrôle de haut niveau dans le but de transformer le bâtiment en un système intelligent. Le contrôle automatique vise à moduler la puissance du système de chauffage afin d'atteindre cet objectif. Il existe dans la littérature de nombreuses méthodes de régulation permettant de résoudre partiellement ce problème mais très peu basées sur une prise en compte de l'imprécision et de l'incertitude entachant les informations manipulées.

La plupart des systèmes de chauffage sont conçus pour répondre aux demandes dans les pires conditions de températures extérieures mais ces dernières se manifestent uniquement sur de courtes périodes au cours de l'utilisation. La plupart du temps, le système doit fonctionner sur des régimes beaucoup plus favorables. Plusieurs méthodes et techniques ont été utilisées pour la gestion et la commande du chauffage et du système de climatisation. Toutefois la majorité des installations sont contrôlées par une loi de commande classique de type "tout ou rien", « proportionnelle » (P) et dans les meilleurs des cas un « proportionnelle intégrale dérivé » (PID). Ces stratégies ont montré leurs limites quant à la prise en compte du contexte et à l'impossibilité de prédire des événements statistiquement récurrents comme une occupation

intermittente ou des variations météorologiques prévues, matérialisées par l'étape de fusion des données.

Les premières études que nous avons menées montrent que la commande prédictive constituerait la solution la plus adaptée à notre problème parmi celles existantes. Cette stratégie de commande se résume à utiliser le modèle pour prédire le comportement du système et à choisir la meilleure décision au sens de l'optimisation d'un certain critère tout en respectant les contraintes qui sont dans ce cas intégrées dans la phase de fusion des données. La résolution du problème d'optimisation débouche sur une séquence de commandes futures dont uniquement la première composante sera envoyée au système.

On distingue essentiellement quatre catégories de commande : la commande des composantes, la commande des paramètres, les modes de commande et les stratégies et algorithmes de commande.

a. La commande des composantes :

Il s'agit de la commande des composantes de chauffage installées dans le logement ou dans le bâtiment tertiaire traité dans les différentes études. La majorité des études porte sur le système HVAC (Heating, Ventilation and Air-Conditioning) [68, 97, 98]. Par ailleurs d'autres systèmes peuvent être commandés comme par exemple : les systèmes d'éclairage dans les pièces [99, 100] ainsi que les systèmes de stockage d'énergie et les pompes à chaleur.

b. La commande des grandeurs :

Plusieurs grandeurs participent à la gestion du chauffage. Le contrôle de ces grandeurs et plus spécifiquement leur utilisation joue un rôle primordial pour concevoir une stratégie de commande. Les deux grandeurs les plus commandées sont la température interne [101, 102, 103, 104] et l'humidité relative de l'air [105, 106, 107] vue leur importante contribution à établir une ambiance confortable. La commande du profil d'occupation des locaux [108, 65, 70] est également très étudiée en raison de son rôle déterminant dans les stratégies de commande. Plusieurs capteurs peuvent être installés dans les locaux tels que le taux de CO₂ [109, 110], la vitesse relative de l'air, le PMV [87, 111] et la demande en énergie [112, 109] afin de constituer les informations nécessaires pour la commande optimale. D'ailleurs, des études ont choisi de combiner deux critères ou plus pour avoir une meilleure commande du système [108, 33, 104, 113].

Dans notre cas d'étude, nous utilisons la température interne, l'humidité relative, la vitesse relative de l'air, l'activité, l'occupation et les prévisions météorologiques pour générer

notre consigne de température qui représente la référence à laquelle la sortie du système de chauffage doit converger (cf. Figure 2.10).

c. Les modes et algorithmes de commande

Les principaux modes appliqués à la commande du système de chauffage sont la commande manuelle, la commande tout ou rien et la commande hybride. Cependant, il existe plusieurs méthodes et algorithmes qui sont adaptés pour résoudre le problème de gestion des systèmes HVAC et plus spécifiquement du chauffage. L'état de l'art [114] décrit les différentes méthodologies de commande pendant la période de 2006 à 2016. Citons l'exemple, des algorithmes basés sur la logique floue seule ou associée à des réseaux de neurones [113, 115, 35]. Ces dernières années les études se sont concentrées sur la commande MPC (Model Predictive Control) [108, 88, 102, 72, 110, 101], qui a prouvé sa performance à travers des simulations et quelques études expérimentales. Néanmoins, jusqu'à présent la commande PID-MPC [37] a présenté les meilleures performances par rapport à la commande PID [109], MPC et PID-logique floue.

2. Commande prédictive généralisée (GPC)

La commande prédictive généralisée est basée sur un modèle CARIMA (Controlled auto-Regressive and Integrated Moving-Average). Elle a été introduite par Clarke en 1987. Elle peut être appliquée aux systèmes SISO (Single-Input/Single-Output) et MIMO (Multi-input/Multi-Output). Dans notre cas nous utilisons un système SISO.

2.1. Principe de la commande prédictive :

Plusieurs stratégies de commande prédictive ont été proposées dans la littérature notamment le MBPC (Model Based Predictive Control) et le GPC (Generalized Predictive Control). Le principe de la GPC s'articule autour de deux étapes essentielles :

- Le calcul d'un prédicteur de la sortie $y(t+j/t)$ qui prédit la sortie du système sur un horizon de prédiction $[t + N1, t + N2]$ en fonction des entrées appliquées au système jusqu'à l'instant $t-1$, des sorties mesurées jusqu'à l'instant t et des équations qui décrivent le modèle.

- La recherche d'une loi de commande qui optimise un critère de performance J vis à vis d'une séquence de commandes futures $u(t+i)$ sur un horizon de commande $[t + 0, t + Nu - 1]$. Seule la première composante de cette séquence sera appliquée au système.

La commande prédictive est applicable à une grande variété de systèmes linéaires ou non linéaires, stables ou instables, avec ou sans retard et à déphasage minimal ou non. Le

concept général de la commande prédictive est illustré par les figures 24 et 25. La Figure 4.24 donne le schéma fonctionnel du système commandé en précisant la détermination du prédicteur à j pas de la sortie et en exprimant le critère de poursuite entre le prédicteur et la référence. Cette figure intègre aussi les contraintes physiques sur le système notamment la bornitude sur la commande et sur la sortie. La Figure 4.25 illustre l'application de la commande sur un horizon N_u pour permettre au prédicteur de converger vers la référence sur un horizon de prédiction N_2 en tenant compte du passé du système.

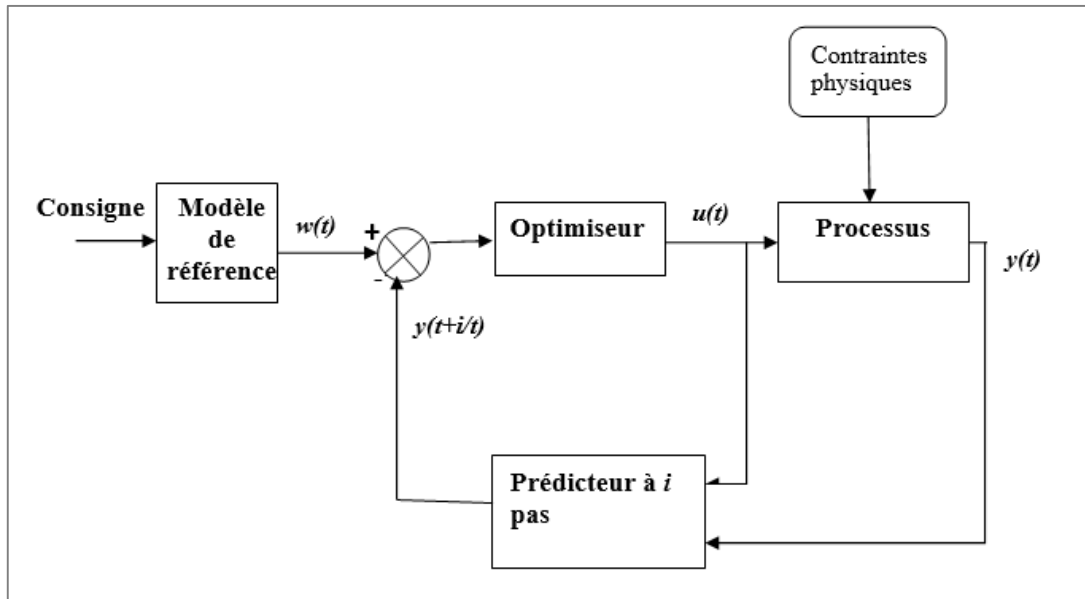


Figure 4.24 : Schéma fonctionnel de la commande prédictive

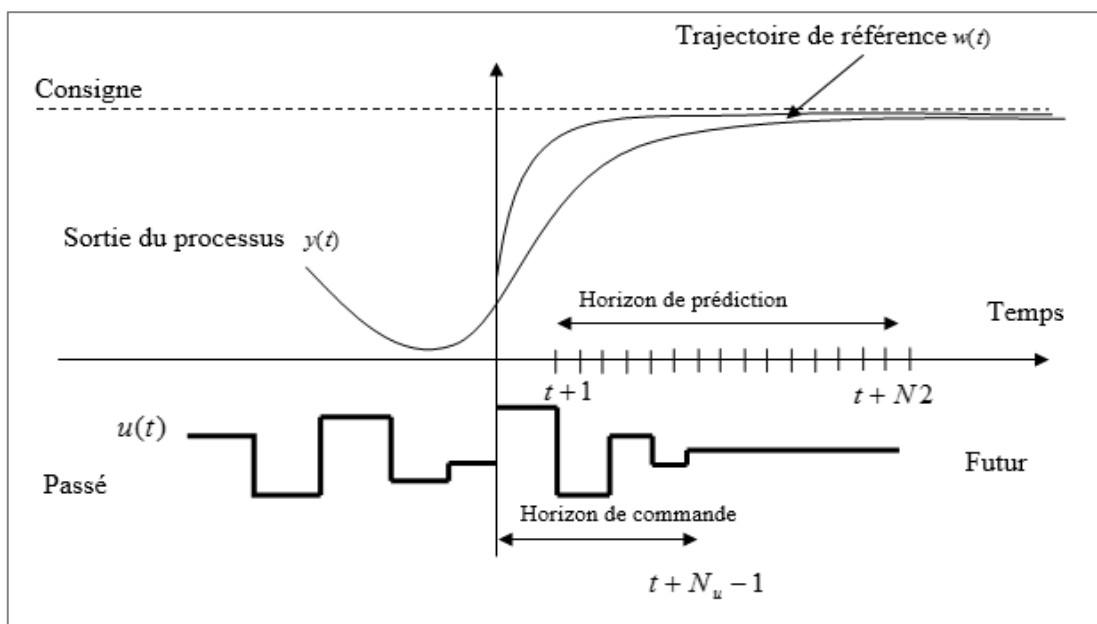


Figure 4.25 : Illustration de l'évolution des signaux

2.2. Formulation mathématique

Les systèmes non linéaires peuvent souvent être linéarisés autour d'un point de fonctionnement particulier pour générer un modèle linéaire qui peut être décrit par l'équation aux différences suivantes :

$$A(z^{-1}) y(t) = B(z^{-1}) u(t-1) + C(z^{-1}) \xi(t) \quad (20)$$

Ce modèle est connu sous le nom de modèle ARMAX (Autoregressive with Moving-Average Exogenous) ou bien CARIMA (Controlled Autoregressive with Moving-Average), traduit le comportement du système non linéaire autour du point de fonctionnement choisi.

Avec $u(t)$ et $y(t)$ sont l'entrée et la sortie du système respectivement, $\xi(t)$ est un bruit agissant sur le système et A, B et C sont des polynômes en z^{-1} donnés par

$$\begin{aligned} A(z^{-1}) &= 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{na} z^{-na} \\ B(z^{-1}) &= b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{nb} z^{-nb} \\ C(z^{-1}) &= 1 + c_1 z^{-1} + c_2 z^{-2} + \dots + c_{nc} z^{-nc} \end{aligned} \quad (21)$$

z^{-1} étant l'opérateur de retard, na , nb et nc désignent les horizons de récurrence de l'entrée $u(t)$, de la sortie $y(t)$ et de la perturbation $\xi(t)$.

Les polynômes A , B définissent le système à commander et par conséquent leurs déterminations contribuent dans la synthèse de la stratégie de commande adoptée et conditionnent par conséquent les performances de cette stratégie.

Afin d'améliorer la précision du système corrigé, l'introduction d'une action intégrale dans la chaîne de commande est souhaitée. En effet, cette action permettra d'annuler toute erreur statique vis-à-vis d'une entrée ou d'une perturbation en échelon. Ceci conduira à un suivi automatique de la consigne de référence en régime permanent malgré la présence de perturbations non modélisées. L'introduction de cette action sur le modèle donné par la relation (20) mène à :

$$A(z^{-1})y(t) = B(z^{-1})u(t-1) + C(z^{-1})\frac{\xi(t)}{\Delta} \quad (22)$$

Avec $\Delta = 1 - z^{-1}$.

Dans le modèle que nous allons utiliser par la suite, nous considérons que $C=1$ afin de simplifier les calculs de la loi de commande. Sachant que pour d'autres modèles C peut être

différentes de 1. Nous ne considérons que ce cas particulier pour simplifier la présentation de la théorie du GPC sachant que dans le cas où $C \neq 1$ l'équation diophantienne doit être résolue et la prédiction change légèrement.

2.3. Le prédicteur optimal

Le but principal de la stratégie GPC est de trouver une séquence de commandes futures qui permet de minimiser la fonction de coût J suivante :

$$J(N_1, N_2, N_u) = E \left\{ \sum_{j=N_1}^{N_2} \delta(j) [\hat{y}(t+j|t) - w(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_u} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \right\} \quad (23)$$

Où $\hat{y}(t+j|t)$ est un prédicteur de la sortie $y(t)$ calculé à l'instant $t+j$ connaissant les valeurs de la sortie jusqu'à l'instant t . $w(t+j)$ est la consigne de référence souhaitée et qui désigne dans notre application la température de référence obtenue suite aux différents cycles de fusion de données. $E\{X\}$ est la moyenne de la variable X connue sous le nom d'espérance mathématique. $\delta(j)$ et $\lambda(j)$ sont les coefficients de pondération de l'erreur de poursuite et de l'énergie de la commande respectivement. N_1 est l'horizon initial de prédiction et N_2 est l'horizon de prédiction. Enfin N_u est l'horizon de commande généralement choisi inférieur à l'horizon de prédiction.

La fonction de coût J contient deux sommes, la première est connue sous le nom d'erreur de poursuite, elle évalue l'erreur entre la sortie prédite et la référence sur l'horizon de prédiction. La deuxième somme évalue l'énergie déployée par le signal commande pour faire converger le prédicteur de la sortie vers la consigne de référence souhaitée.

Pour des raisons de simplicité et sans pertes de généralités nous considérons que, $N_1=1$, $N_2=N_u=N$, $\lambda(j)=\lambda$ et $\delta(j)=1$. Pour minimiser la fonction de coût de la relation (23) plusieurs calculs doivent être effectués. En effet, pour un long horizon de commande, nous pouvons appliquer la fonction de Diophantine suivante :

$$1 = E_j(z^{-1})A(z^{-1}) \Delta + z^{-j}F_j(z^{-1}) \quad (24)$$

Le degré du polynôme E_j est égal à $j-1$ et le degré du polynôme F_j est égal à celui du polynôme A quel que soit la valeur du pas de prédiction j .

En multipliant l'équation (22) par $E_j \Delta z^j$, et sachant que $x(t)z^j = x(t+j)$, et en admettant l'argument z^{-1} nous obtenons :

$$E_j A \Delta y(t+j) = E_j B \Delta u(t+j-1) + E_j \xi(t+j) \quad (25)$$

D'après l'équation (24) : $E_j A \Delta = 1 - z^{-j} F_j$

Ainsi, en remplaçant $E_j A \Delta$ par son expression dans l'équation (25) nous obtenons :

$$(1 - z^{-j} F_j) y(t+j) = E_j B \Delta u(t+j-1) + E_j \xi(t+j)$$

D'où :

$$y(t+j) = E_j B \Delta u(t+j-1) + F_j y(t) + E_j \xi(t+j) \quad (26)$$

Dans l'équation (26), le terme $\xi(t+j)$ spécifie une séquence de perturbations aléatoires futures. Nous supposons que le prédicteur du terme $\xi(t+j)$ est nul car une perturbation future est imprévisible, tant par sa survenue que par son intensité. Nous déduisons à partir de l'équation (26) que le prédicteur de $y(t)$ s'écrit comme suit :

$$\hat{y}(t+j|t) = G_j(z^{-1}) \Delta u(t+j-1) + F_j(z^{-1})y(t) \quad (27)$$

Avec $G_j(z^{-1}) = E_j(z^{-1})B(z^{-1})$ et $j=1, \dots, N$

La duplication de l'équation (27) du prédicteur nous permet d'écrire le système suivant :

$$\begin{cases} \hat{y}(t+1|t) = G_1 \Delta u(t) + F_1 y(t) \\ \hat{y}(t+2|t) = G_2 \Delta u(t+1) + F_2 y(t) \\ \vdots \\ \hat{y}(t+N|t) = G_N \Delta u(t+N-1) + F_N y(t) \end{cases} \quad (28)$$

L'équation (28) peut être écrite aussi sous la forme vectorielle suivante :

$$\begin{aligned} y &= G u + F(z^{-1})y(t) + G'(z^{-1}) \Delta u(t-1) \\ y &= G u + f \end{aligned} \quad (29)$$

Avec f qui est la réponse libre et Gu est la réponse indicielle.

$$\begin{aligned} y &= [\hat{y}(t+1|t) \quad \hat{y}(t+2|t) \cdots \hat{y}(t+N|t)]^T \\ u &= [\Delta u(t) \quad \Delta u(t+1) \quad \cdots \quad \Delta u(t+N-1)]^T \end{aligned} \quad (30)$$

La matrice G est triangulaire inférieure de dimension $N \times N$, et les vecteurs $G'(z^{-1})$ et $F(z^{-1})$ sont donnés par :

$$G = \begin{bmatrix} g_0 & 0 & \cdots & 0 \\ g_1 & g_0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{N-1} & g_{N-2} & \cdots & g_0 \end{bmatrix} \quad G'(z^{-1}) = \begin{bmatrix} G_1(z^{-1}) - g_0 z \\ G_2(z^{-1}) - g_0 - g_1 z^{-1} z^2 \\ \vdots \\ G_N(z^{-1}) - g_0 - g_1 z^{-1} - \cdots - g_{N-1} z^{-(N-1)} z^N \end{bmatrix}$$

$$F(z^{-1}) = \begin{bmatrix} F_1(z^{-1}) \\ F_2(z^{-1}) \\ \vdots \\ F_N(z^{-1}) \end{bmatrix}$$

Par conséquent l'expression du critère de performance explicitée au niveau de la relation (23) pourra être écrite sous forme vectorielle :

$$J = (G u + f - w)^T (G u + f - w) + \lambda u^T u \quad (31)$$

$$\text{Avec : } w = [w(t+1) \quad w(t+2) \quad \cdots \quad w(t+N)]^T$$

La loi de commande GPC a pour but de minimiser la fonction de coût explicitée par la relation (23). C'est-à-dire, que nous devons déterminer le vecteur u qui minimise le critère de coût J . J est minimale, si :

$$\frac{\partial J}{\partial u} = 0 \quad (32)$$

Le vecteur de commande minimisant le critère J , et satisfaisant l'équation (32) est donné par :

$$u = (G^T G + \lambda I)^{-1} G^T (w - f) \quad (33)$$

Compte tenu de (30), la commande u donnée par la relation (33) est donnée par une séquence d'incrément de commande future $\Delta u(t+j)$ (avec $j=0, \dots, N_u-1$) de toute cette séquence la composante $u(t)$ sera envoyé au système.

2.4. Choix des paramètres de synthèse

Pour assurer au mieux la performance et la régulation du système, nous devons effectuer un choix des paramètres de synthèse adapté au modèle de la commande. Nous choisissons essentiellement l'horizon de commande, l'horizon de prédiction maximale et minimal ainsi que

la pondération sur l'accroissement de la commande (λ). Ces différents choix sont détaillés dans les travaux suivants [116].

2.4.a. Horizon de commande

L'horizon de commande N_u est conditionné par la stabilité du système en boucle ouverte. L'augmentation de N_u améliore la rapidité du système en boucle ouverte mais peut dégrader le degré de stabilité en boucle fermée. Par conséquent le choix de sa plage de variation doit assurer à la fois le degré de stabilité et les performances.

$$na \leq N_u \leq N_2 - N_1 + 1$$

2.4.b. Horizon de prédiction minimal

L'horizon de prédiction minimal est généralement choisi égal à 1 ($N_1=1$), mais dans le cas où le retard (d) du système à commander est connu, il peut être assujéti à la valeur du retard ($N_1=d$). Cependant nous pouvons appliquer cette règle présentée dans l'ouvrage [116] pour définir N_1 :

$$d \leq N_1 \leq n_b + d$$

2.4.c. Horizon de prédiction maximal

L'horizon de prédiction maximal doit être strictement supérieur à l'horizon de prédiction minimal. Dans certains cas, nous trouvons des règles précises qui permettent de fixer l'intervalle de variation de N_2 en fonction de plusieurs paramètres tels que la stabilité du système ou la période d'échantillonnage. Dans le cas d'absence de ces informations, nous pouvons choisir la valeur de l'horizon de prédiction maximal de façon qu'elle ne soit ni trop petite pour garder un bon degré de stabilité en boucle fermée, ni trop grande pour garantir la stabilité en boucle fermée d'un système instable en boucle ouverte.

2.4.d. Coefficient de pondération sur la commande

Le choix du coefficient de pondération doit être effectué avec soin parce qu'il peut entraîner l'instabilité du système. Le rôle du coefficient de pondération λ est de modérer tout excès d'activité du signal de commande en vue d'une minimisation de l'énergie consommée pour contrôler le système. Par conséquent, nous choisissons une pondération sur la commande non nulle, qui assure un degré de stabilité et une minimisation du coût énergétique. Elle peut être choisie en fonction de la trace de la matrice $G^T G$ qui prend en considération la condition de stabilité du système comme présenté dans les travaux de [116].

$$\lambda = \frac{\text{trace}(G^T G)}{100N_u} k_1$$

$$\text{Avec } \begin{cases} k_1 \in [1, 100] : \text{pour les systèmes stables} \\ k_1 \in [1, 10] : \text{pour les systèmes instables} \end{cases}$$

3. Commande prédictive généralisée avec contrainte

Généralement, le GPC standard est utilisé sans contraintes ensuite il est saturé à ces limites afin de tester sa stabilité et sa robustesse. Dans le cas d'une saturation la prise en compte des contraintes s'avère importante lors de la synthèse du système prédictif.

3.1. Les contraintes sur l'amplitude de la commande ($u(t)$)

Les contraintes sur l'amplitude de la commande peuvent s'exprimer par l'intermédiaire de l'inégalité suivante :

$$u_{\min} \leq u(t) \leq u_{\max} \quad (34)$$

Pour m entrées et n sorties avec des contraintes sur tout l'horizon d'optimisation N :

$$IU_{\min} \leq U(k) \leq IU_{\max} \quad (35)$$

Où $U(k) = [u(k) \ u(k+1) \ \dots \ u(k+N-1)]^T$ et I est une matrice identité.

$$U_{\max} = [u_{\max} \ \dots \ u_{\max}]^T \in R^{N_u \times N_u}$$

$$U_{\min} = [u_{\min} \ \dots \ u_{\min}]^T \in R^{N_u \times N_u}$$

Avec u_{\min} et u_{\max} représentent les limites inférieures et supérieures de la commande

Il convient aussi de représenter cette contrainte en fonction des accroissements successifs $\Delta u(t)$ de la commande :

$$IU_{\min} \leq T \Delta U(k) + Iu(k-1) \leq IU_{\max} \quad (36)$$

Avec T est une matrice triangulaire inférieure.

3.2. Contrainte sur la vitesse de variation du signal de commande

Les restrictions sur l'augmentation du signal de commande peuvent être exprimées au moyen de l'inégalité suivante :

$$\Delta u_{\min} \leq u(k) - u(k-1) \leq \Delta u_{\max} \quad (37)$$

Ou sous la forme vectorielle :

$$I \Delta U_{\min} \leq \Delta U(k) \leq I \Delta U_{\max} \quad (38)$$

3.3. Restrictions sur l'amplitude de la sortie

La restriction sur l'amplitude de la sortie peut être introduite en délimitant la sortie du système sur la bande constituée par la trajectoire indiquant plus ou moins la tolérance, ceci se traduit par une inégalité de la forme :

$$y(t)_{\min} \leq y(t) \leq y(t)_{\max} \quad (39)$$

Soit $Y(k) = [y(k) \quad y(k+1) \quad \dots \quad y(k+N)]$ Sur l'horizon d'optimisation la contrainte s'écrit

$$Y(k)_{\min} \leq Y(k) \leq Y(k)_{\max} \quad (40)$$

Par rapport aux incréments sur la variable de commande la contrainte peut s'écrire

$$Y(k)_{\min} \leq G \Delta U(k) + f(k) \leq Y(k)_{\max} \quad (41)$$

4. Application de la stratégie GPC à notre cas d'étude : résultats et interprétations

4.1. Choix du modèle

Le choix de la commande prédictive généralisée se base sur plusieurs critères qui sont sa simplicité de son implémentation, sa bonne performance et son adaptation à commander des systèmes complexes. Nous avons choisi de travailler avec un système sans contraintes pour lequel la trajectoire à suivre est connue à l'avance. En effet, cette trajectoire est établie en utilisant la fusion des données présentée dans le troisième chapitre. Elle est échantillonnée toute

les demi-heures (cf. Figure 4.26). Nous nous sommes inspirés du modèle de simulation et de commande présenté dans la thèse de Morosan [101] pour les simulations.

4.1.a. Modèle de simulation

Le modèle de bâtiment exposé dans la thèse de Morosan est réalisé avec l’outil de simulation SIMBAD Building. La modélisation est établie en considérant un bâtiment mono-zone. Le modèle exposé ne prend en compte que les échanges convectifs pour simplifier les calculs. Les différents détails de cette configuration sont explicités dans l’Annexe A de la thèse de Morosan [101].

4.1.b. Modèle de commande

Nous avons choisi de travailler avec un modèle de commande linéaire de second ordre. Il est communément utilisé pour la commande des systèmes de chauffage [117] . Dans le cadre de notre application, nous éliminons la température extérieure de l’équation de commande (cf. thèse Morossan), puisque nous avons déjà intégré ce critère dans les prévisions météorologiques pour calculer la consigne de température dans le troisième chapitre. Par conséquent, la puissance du chauffage (radiateur électrique) sera l’entrée unique pour notre système. Le but de cette partie est d’évaluer la performance de la stratégie de commande et sa capacité à suivre la consigne conçue par fusion de données. Ainsi le modèle utilisé pour la commande devient :

$$y(k) = 1.7360y(k-1) - 0.7378y(k-2) + 1.8443u(k-1) - 1.7825u(k-2) \quad (42)$$

Avec u en Watt et y en °C

4.2. Calcul de la consigne

L’objectif des différentes simulations réalisées dans le deuxième et le troisième chapitre est d’obtenir un gradient de consigne de température qui indique l’état futur vers lequel le système doit tendre (augmente, diminue, reste stable). Afin de transformer ce gradient en consigne de référence pour la commande prédictive, nous effectuons des simulations sur une période d’une journée avec une période d’échantillonnage de 30 minutes. Ainsi, nous obtenons pour une journée typique la consigne de référence (w) (donnée par la Figure 4.26) que nous intégrons dans la fonction du coût de l’algorithme GPC pour calculer la commande de la puissance de chauffage. Dans la Figure 4.26, nous avons des valeurs de températures élevées à chaque fois qu’il y a une activité dans la pièce. En observant cette consigne, nous constatons que l’occupant se réveille à 7h d’où la première montée en température. Sachant qu’il sort de chez lui à 8h30 du matin la température commence à diminuer comme illustré dans la Figure 4.26. Le soir il rentre chez lui à 18h alors nous remarquons que la période de préchauffage

commence à 17h30 pour atteindre les 20°C à 18h comme indiqué dans la consigne. Enfin il se couche vers 22h alors la température diminue jusqu'à atteindre 16°C (si nous considérons que la période d'échantillonnage est en minute : 24h=1440 minutes).

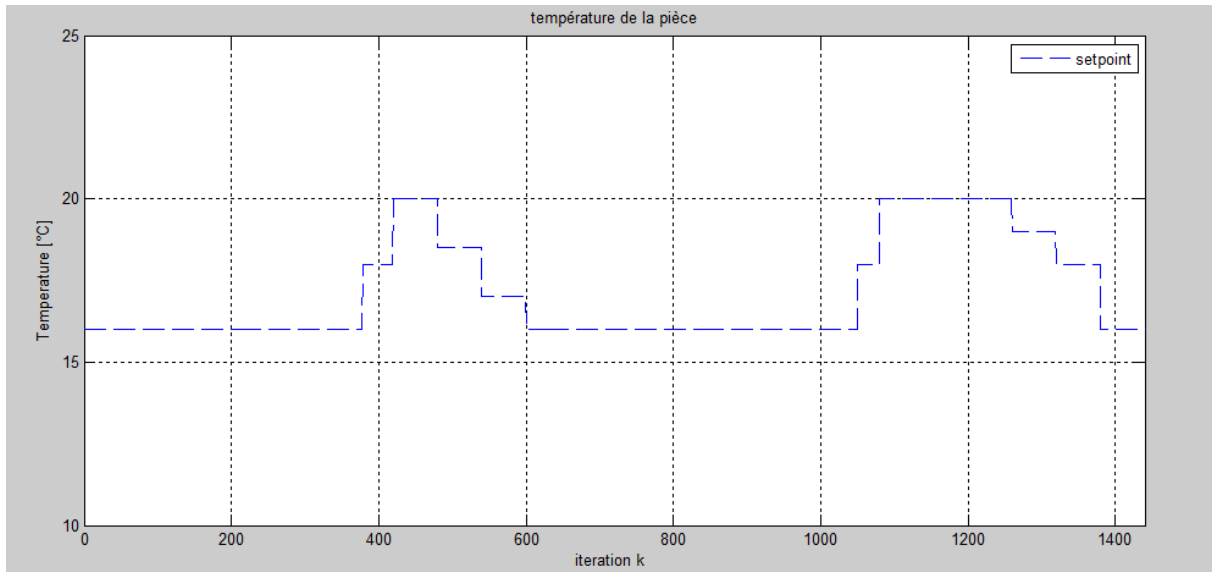


Figure 4.26 : Consigne de température élaborée pour une journée

Afin d'illustrer l'effet de cette consigne de référence, nous avons choisi trois scénarios différents. Le premier présente le cas d'une journée typique de travail alors que le deuxième et le troisième sont deux scénarios avec un imprévu. Nous allons nous référer aux scénarios décrits dans le chapitre 3. Concernant les différents paramètres de synthèse du système nous déterminons les valeurs suivantes :

- $N1=d=1$
- $N2=30$
- $Nu=1$
- $\lambda=1$

5. Simulations et résultats

Pour les simulations nous considérons le contexte expérimental suivant : nous travaillons dans un bâtiment virtuel divisé en trois zones. Chaque zone a une surface de 12m² et chauffée par des convecteurs thermiques identiques (puissance maximale de 1.2 KW).

5.1. Scénario N°1

Nous considérons dans cette simulation le scénario 1 du chapitre 3 au paragraphe 5.2.a. L'occupant se prépare pour partir au travail à 8h30 sachant qu'il s'est réveillé à 7h. L'exécution de notre algorithme à base de GPC suivant la consigne est présentée à l'aide de la Figure 4.27.

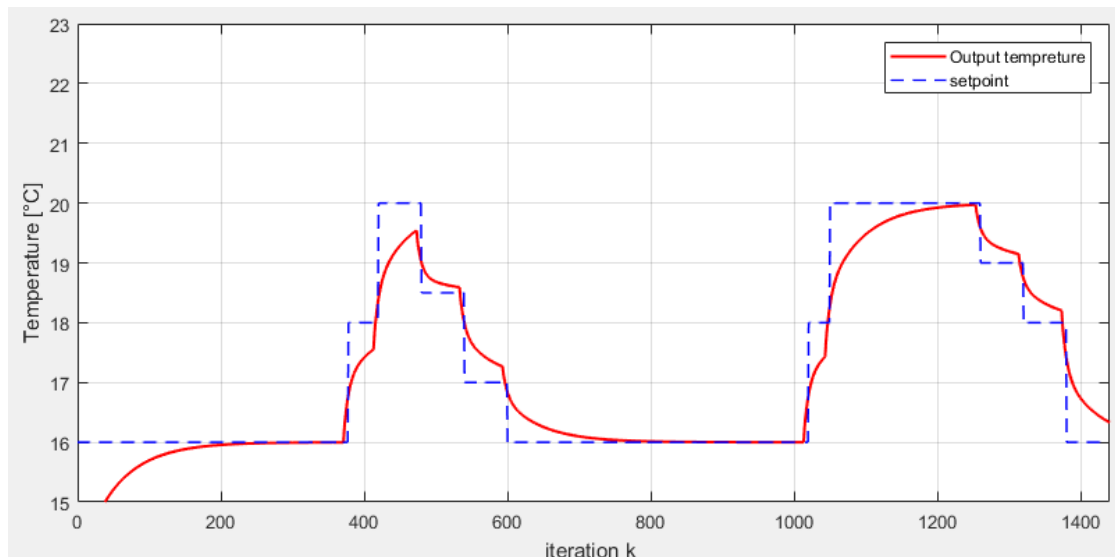


Figure 4.27 : Evolution de la sortie prédite en GPC pour le scénario 1

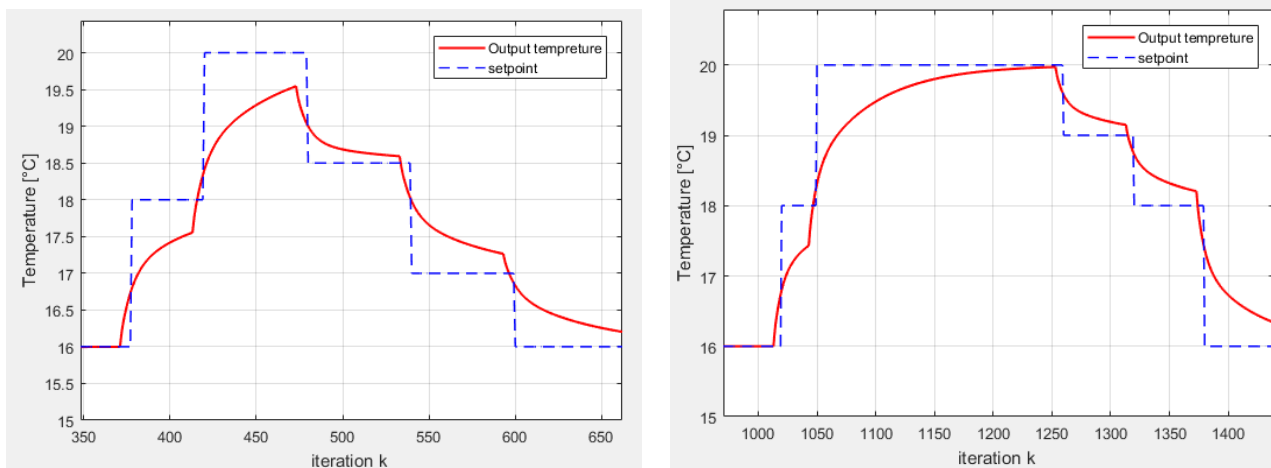


Figure 4.28: L'évolution de la sortie prédite pour le scénario 1 zoom de la figure 4.27

La Figure 4.27 présente l'évolution de la température à l'intérieur du bâtiment mono-zone considéré et dans la Figure 4.29 nous présentons la commande du chauffage. Nous remarquons que la sortie suit parfaitement la consigne. Sachant que nous avons conçu cette consigne avec des périodes de préchauffage qui s'étalent sur une demi-heure avant le commencement de l'activité comme nous l'avons bien expliqué dans les chapitres précédents. Nous constatons que dans le cas d'un scénario sans imprévu la température de la pièce évolue progressivement lorsque la pièce est occupée (activité). En outre, au moment d'inoccupation, la température diminue aussi progressivement. En effet, ceci est dû à la manière dont nous avons conçu la consigne de température lors de la fusion de données. Nous avons conçu un algorithme de fusion de données qui nous permet de réaliser des simulations toutes les trente minutes en essayant de soustraire des informations en temps réel pour présenter au mieux l'évolution de la température interne de la pièce. Le choix de la commande prédictive généralisée (GPC) est justifié du fait qu'elle est capable de suivre une référence tout en restant stable ce qui est bien

illustré dans la Figure 4.27. La Figure 4.29 illustre l'évolution du signal de commande. Nous remarquons que la variance de la puissance de chauffage suit la variation de la consigne de température

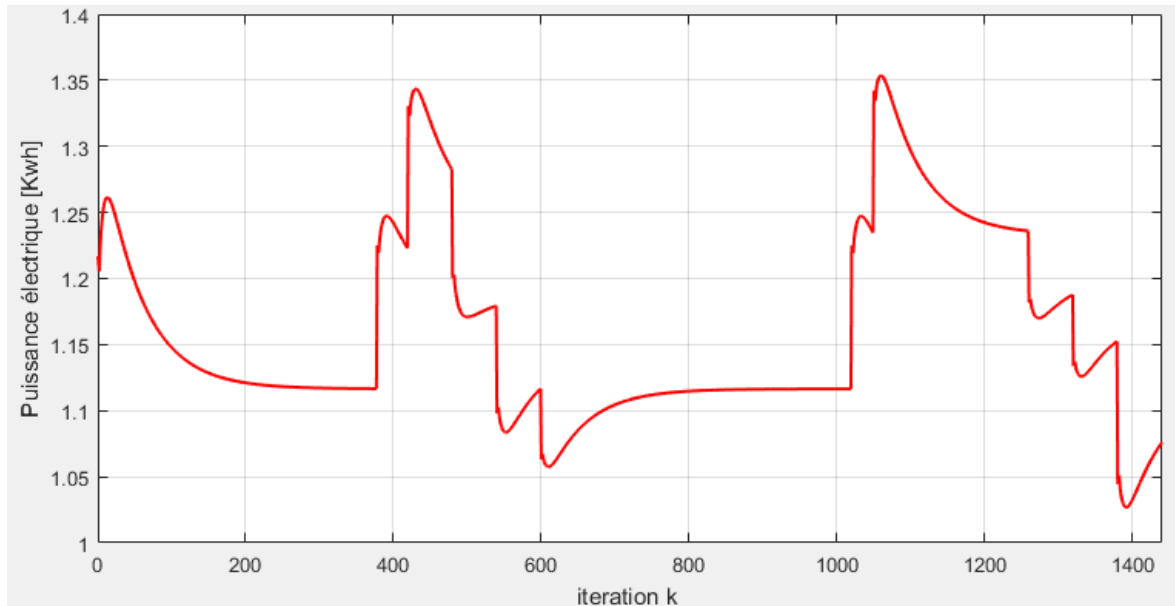


Figure 4.29 : Signal de commande du chauffage pour le scénario 1

5.2. Scénario N°2 avec imprévu : l'occupant rentre plus tôt

Dans ce paragraphe nous essayons de discerner l'impact d'un évènement imprévu sur la commande GPC. Nous considérons le scénario 3 du chapitre 3 au paragraphe 5.2.c, l'occupant arrive plus tôt que prévu dans le planning (normalement l'arrivée est entre 18h et 18h30) et en plus avant la période de préchauffage, planifiée une demi-heure avant son arrivée selon le planning (à 17h30). Nous obtenons la sortie prédite présentée dans la Figure 4.30.

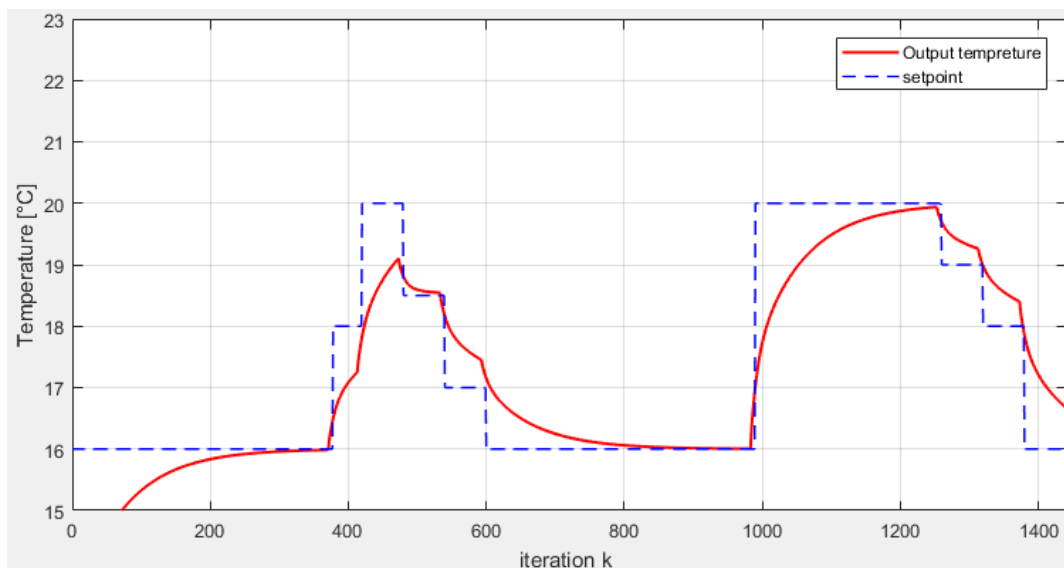


Figure 4.30 : Evolution de la sortie prédite en GPC pour le scénario 2

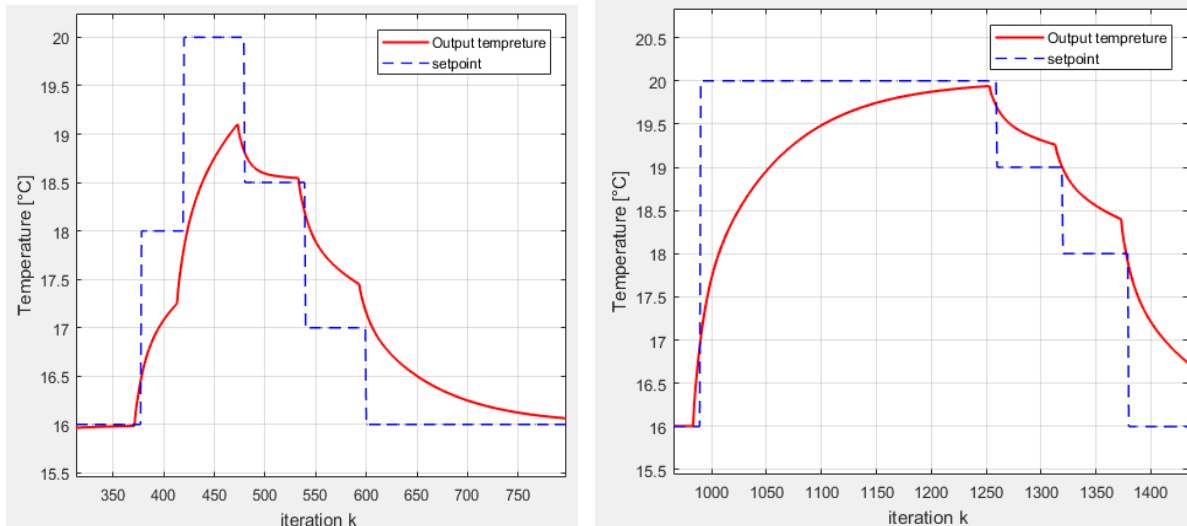


Figure 4.31 : L'évolution de la sortie prédite pour le scénario 2 zoom de la figure 4.30

Nous pouvons constater directement la différence entre la sortie de la Figure 4.27 et la Figure 4.30. En effet, dans cette dernière nous remarquons que l'après-midi à partir de 17h (1020 sur l'échelle) la température de la pièce augmente soudainement et passe de 16°C à 20°C en une seule période d'échantillonnage. La sortie suit parfaitement la consigne qui favorise dans ce cas le confort de l'occupant, alors elle passe directement à la température désirée sans période de préchauffage contrairement à ce qui est présenté dans la Figure 4.27. Cet imprévu suite à l'arrivée de l'occupant ne perturbe pas le système de commande puisque la sortie prédite suit la consigne de référence qui est bien conçue pour s'adapter à ce genre d'évènement. Cependant, nous remarquons que le signal de commande présenté dans la Figure 4.32 évolue différemment. Nous constatons qu'il y a un dépassement de la puissance à 17h pour atteindre 20°C (1.38 Kwh) par rapport à la puissance à 7h (1.34 Kwh) pour atteindre la même température.

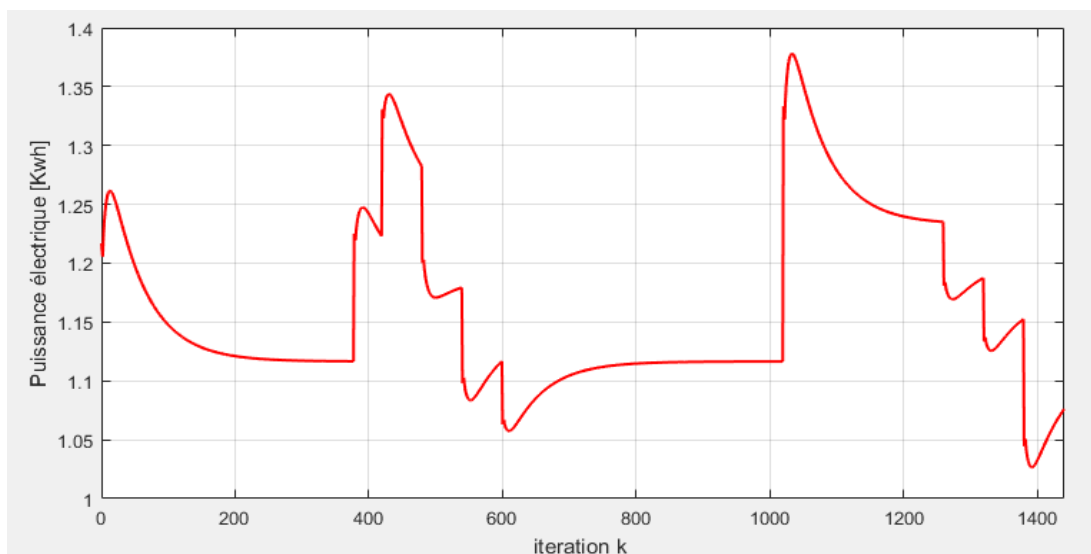


Figure 4.32 : Signal de commande du chauffage pour le scénario 2

5.3. Scénario 3 avec imprévu : l'occupant rentre en retard

Nous considérons les mêmes données présentées dans le premier scénario mais pour celui-là l'occupant rentre chez lui en retard à 19h au lieu de 18h. Nous obtenons les résultats présentés dans les figures 4.33 et 4.34.

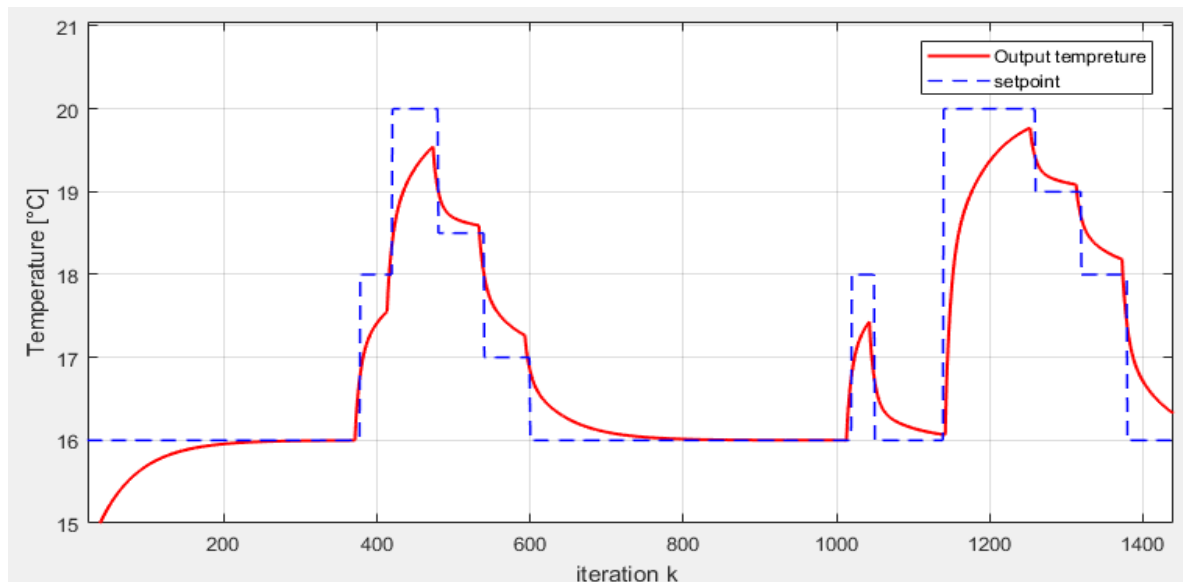


Figure 4.33 : Evolution de la sortie prédite en GPC pour le scénario 3

Nous constatons que la sortie suit parfaitement la consigne de référence et déclenche la période de préchauffage programmée une demi-heure avant l'arrivée de l'occupant. Une fois que notre système a évalué la situation du logement qui est encore vide la consigne sera d'arrêter le chauffage. Nous pouvons remarquer d'après la commande (cf. Figure 4.34) que nous avons perdu de l'énergie en préchauffant le logement une demi-heure à l'avance. Ceci nous amène à réévaluer nos démarches afin de les adapter à tous les imprévus dans le but d'avoir une meilleure efficacité énergétique.

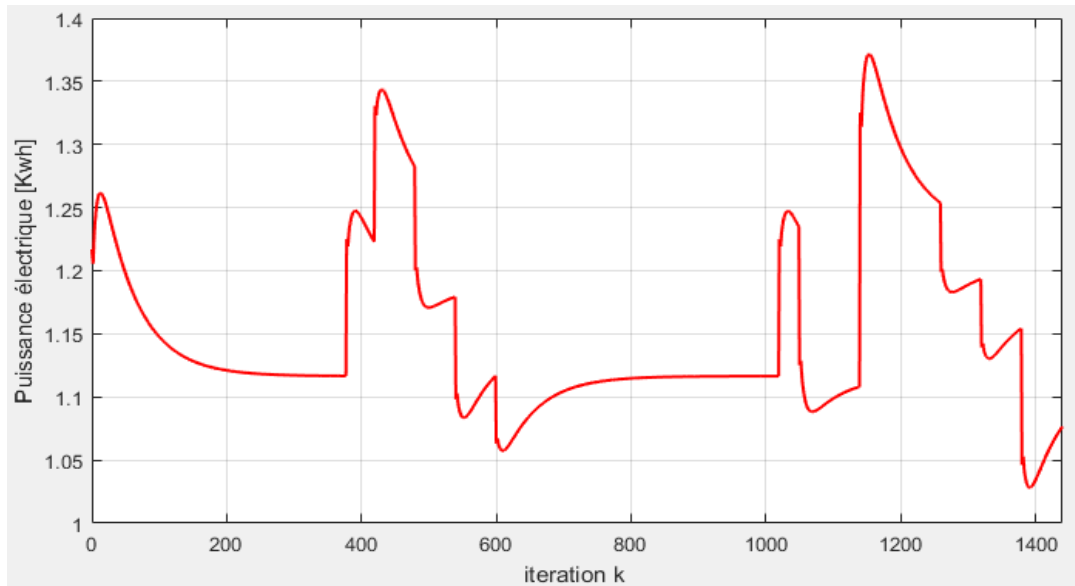


Figure 4.34 : Signal de commande du chauffage pour le scénario 3

5.4. Motivation

5.4.a. 1^{er} motivation

Dans cette partie nous étudions l'influence de la variation de la taille de l'horizon de commande sur le comportement du système. En effet, l'augmentation du rapport $r = \frac{N_2}{N_u}$ implique une réponse plus lisse de la part du correcteur prédictif.

Nous fixons N_2 et nous agissons sur l'horizon de commande N_u . Nous obtenons les résultats suivants :

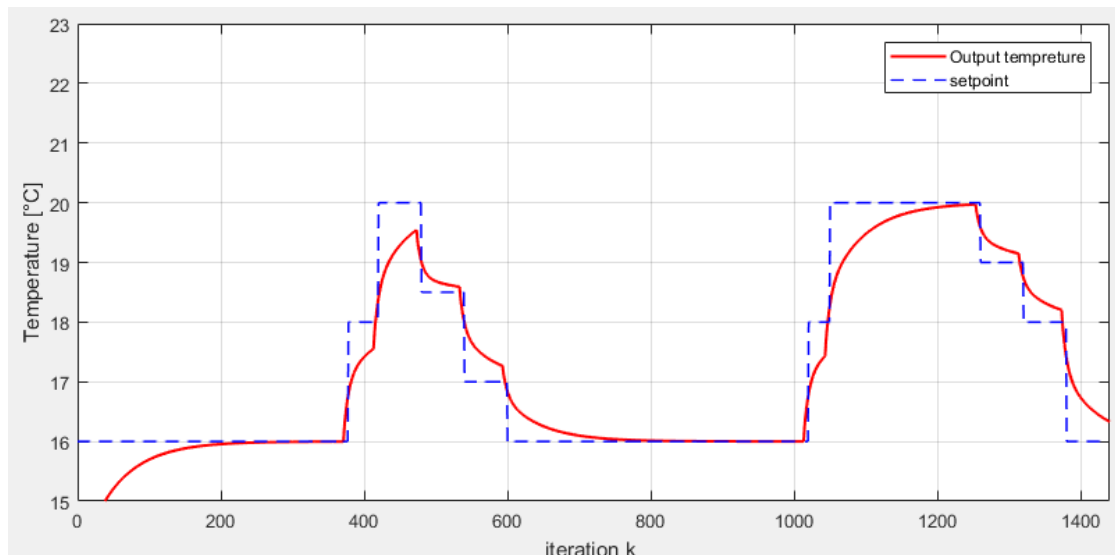


Figure 4.35 : Résultat obtenu pour $N_u=1$ à N_2 fixé à 30.

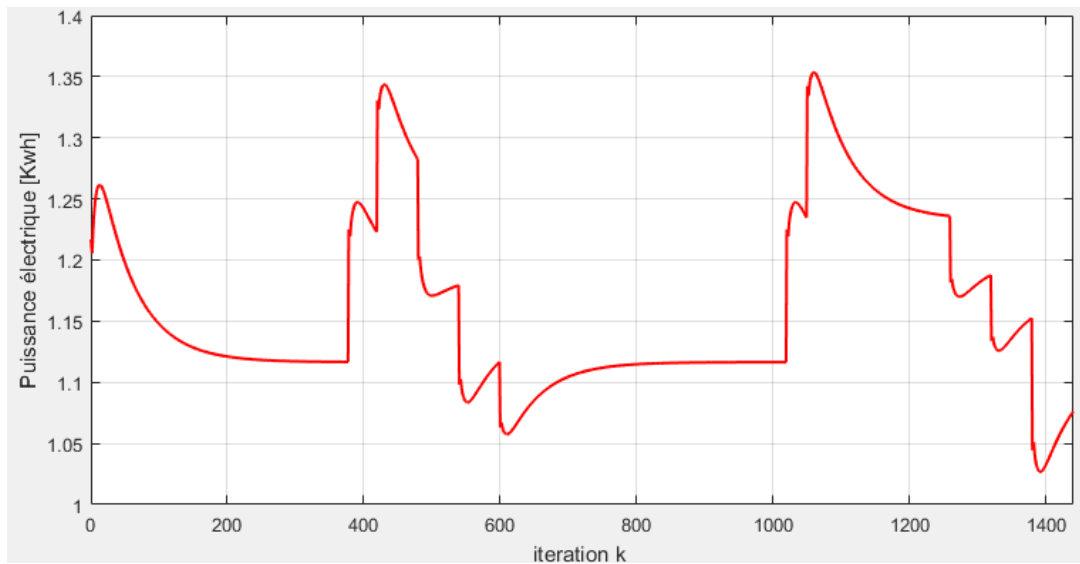


Figure 4.36 : La commande pour $Nu=1$ à $N2$ fixé à 30

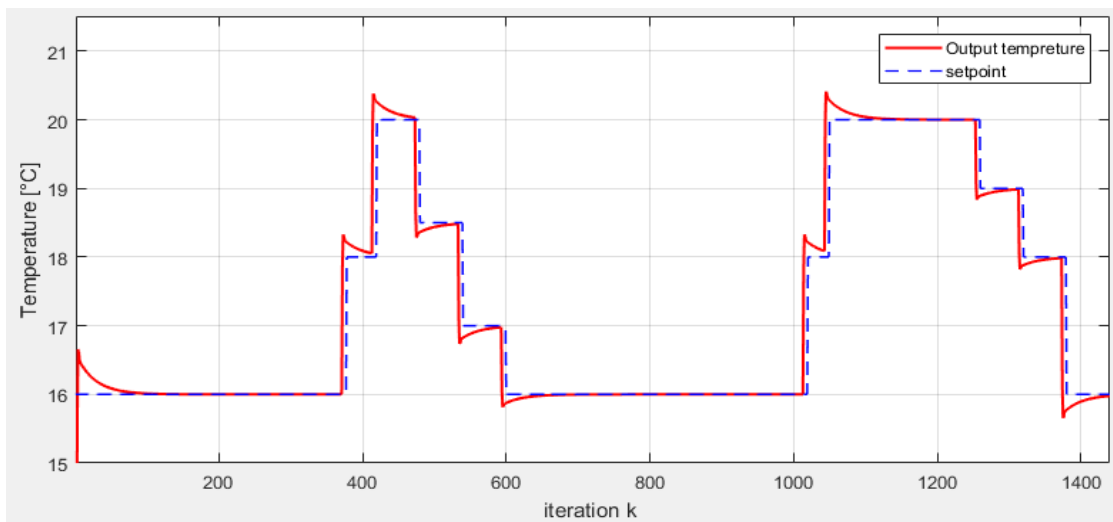


Figure 4.37 : Le résultat obtenu pour $Nu=2$ à $N2$ fixé à 30.

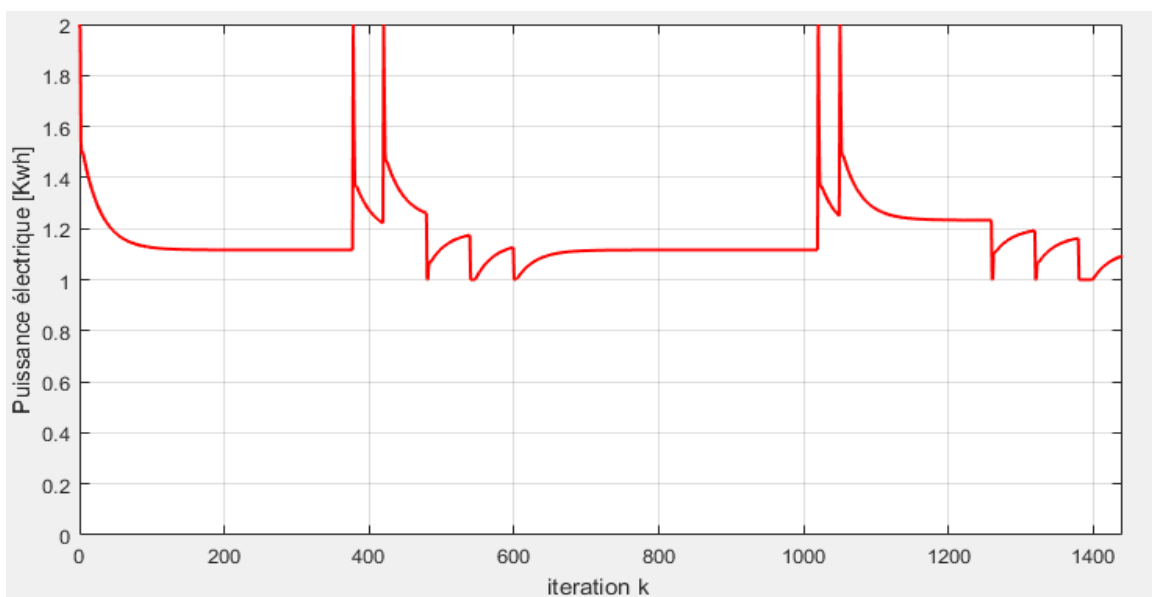


Figure 4.38 : Commande pour $Nu=2$ à $N2$ fixé à 30

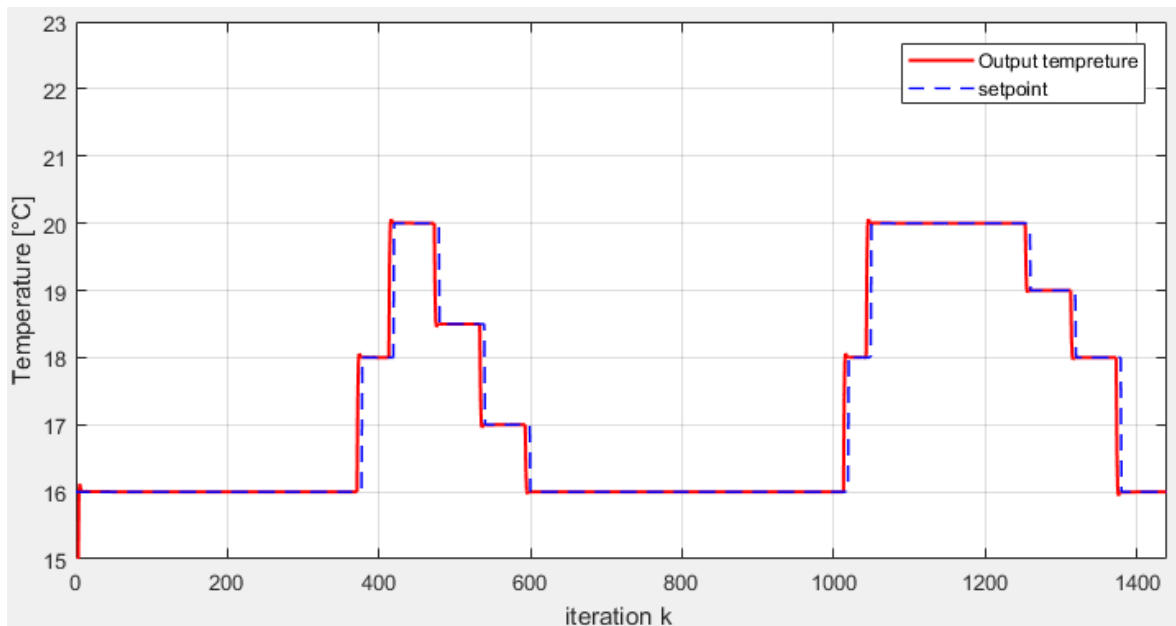


Figure 4.39 : Le résultat obtenu pour $Nu=10$ à $N2$ fixé à 30.

Les figures précédentes montrent que l'augmentation de l'horizon de prédiction agit sur la rapidité de convergence de la sortie du système étudié. En effet, la différence entre les trois poursuites réside dans le fait que pour des horizons faibles, la commande est moins forte pour attraper les références, pour des horizons plus lointains, le système chauffe un peu plus fort et la température commence à augmenter. Par ailleurs nous pouvons observer que pour $N_u=2$ (cf. Figure 4.37) il y a un dépassement alors que pour $Nu=1$ (cf. Figure 4.35) le système évolue normalement avec un temps de réponse raisonnable pour atteindre la température souhaitée. Dans la Figure 4.39 nous remarquons que la commande a saturé. Pour remédier à cette saturation il faut imposer une contrainte sur la commande dans le problème d'optimisation.

5.4.b. 2^{ème} motivation

Le choix des paramètres de synthèse d'une commande prédictive doit être validé par des études expérimentales avec différentes valeurs possibles afin de maintenir un bon niveau de performance de la commande. Nous allons analyser l'influence de ces paramètres de réglage N_p , N_u , et λ sur le comportement du système étudié. Nous varions en premier lieu l'horizon de prédiction N_p à $N_u=1$ et $\lambda=1$: pour une valeur de $N_p = 5$, $N_p=10$, $N_p=30$.

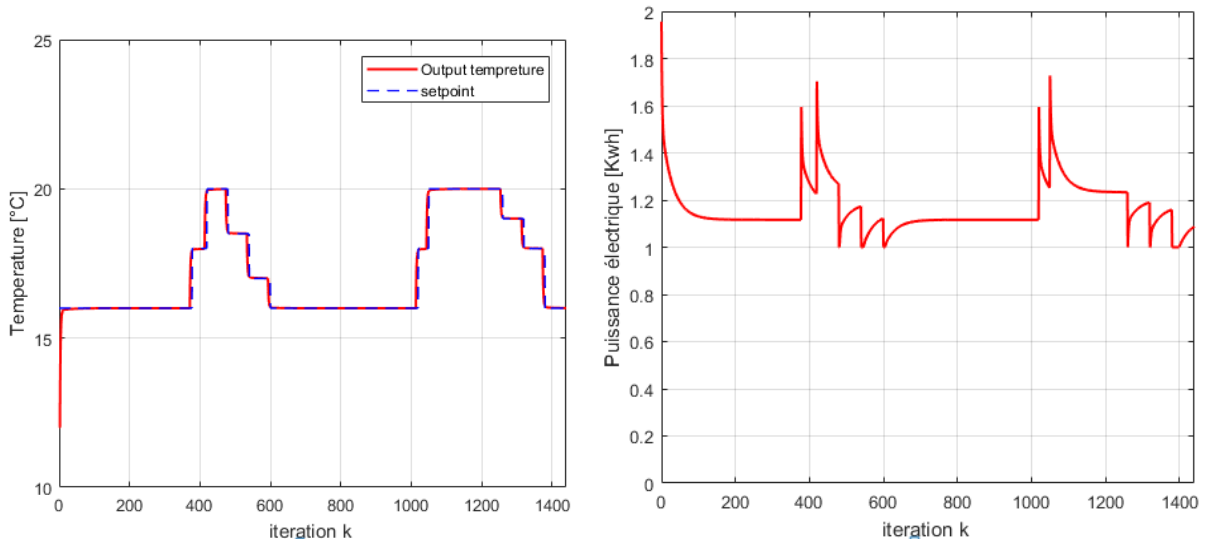


Figure 4.40 : Les courbes de sortie et de commande pour $N_p=5$ à $Nu=1$ et $\lambda = 1$

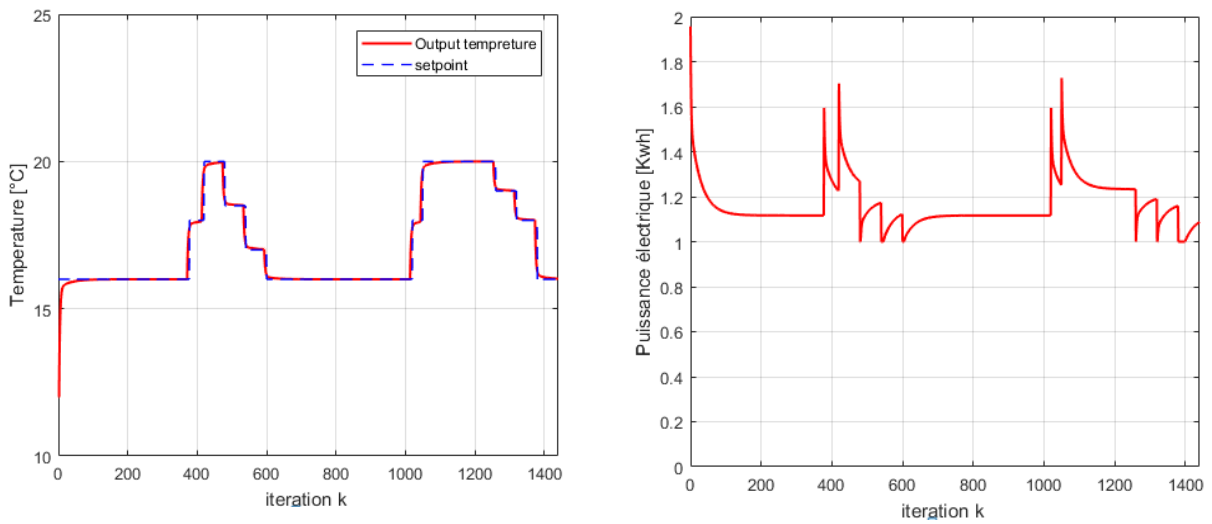


Figure 4.41 : Les courbes de sortie et de commande pour $N_p=10$ à $Nu=1$ et $\lambda = 1$

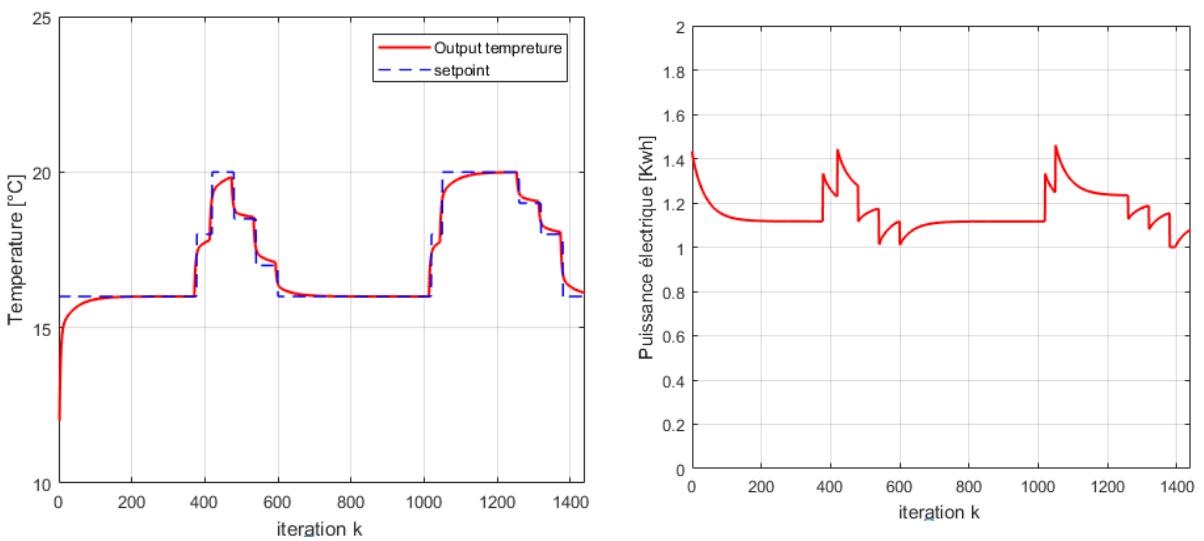


Figure 4.42 : Les courbes de sortie et de commande pour $N_p=30$ à $Nu=1$ et $\lambda = 1$

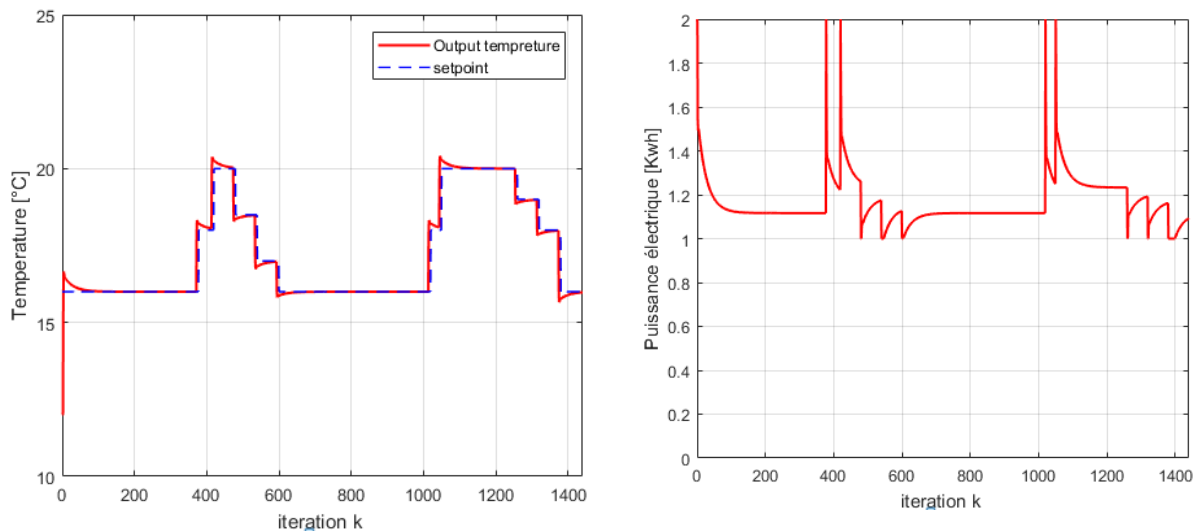


Figure 4.43 : Les courbes de sortie et de commande pour $N_p=30$, $N_u=2$ et $\lambda=1$

A partir de cette analyse nous nous sommes intéressées au réglage ($N_p=5$, $N_u=1$). En effet, ce réglage donne un meilleur comportement au niveau de la sortie qui suit fidèlement la consigne, en éloignant la valeur de l'horizon de prédiction de la valeur de l'horizon de commande fixée, nous remarquons une dégradation de poursuite de la consigne. En second lieu nous fixons N_p et nous augmentons la valeur de N_u sans perdre la condition ($N_u < N_p$). Nous remarquons qu'en augmentant l'écart entre N_p et N_u nous risquons d'avoir un comportement indésirable qui se traduit par la saturation au niveau de la commande (présence des pics) dans ce cas il est indispensable de rajouter les contraintes sur les incréments de commande.

5.4.c. 3^{ème} motivation

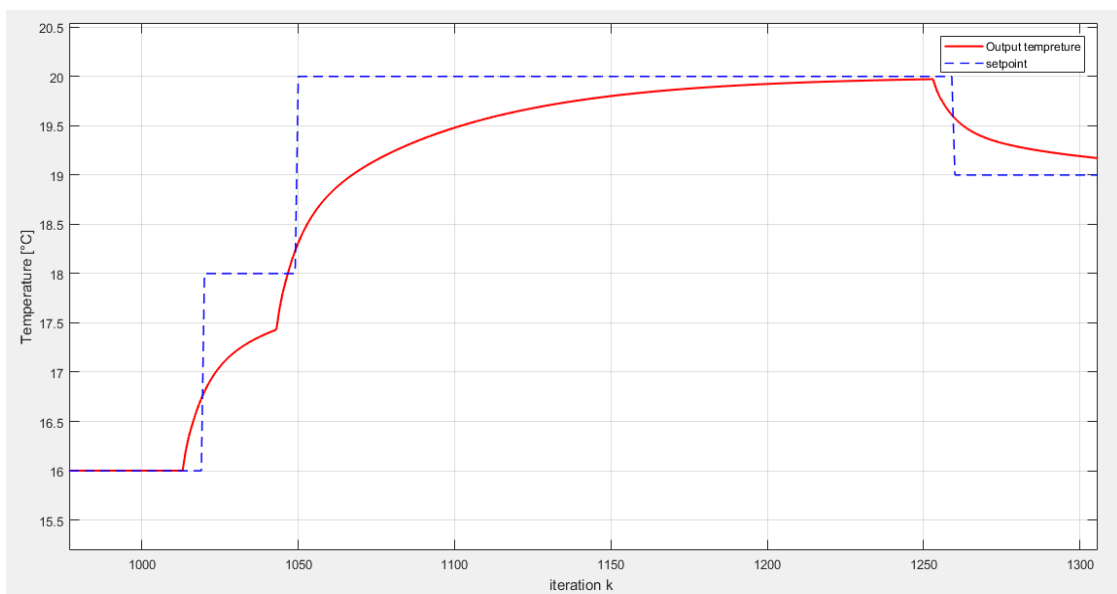


Figure 4.44 : Le temps de convergence de la sortie prédite

Nous calculons le temps que met la sortie prédite pour converger vers la consigne dans le premier scénario. Nous pouvons constater d'après la Figure 4.44 que la sortie atteint les 20°C après 4 heures. Deux heures et demie est une période raisonnable pour avoir un confort thermique optimal sachant que la température augmente considérablement pour atteindre les 18°C une demi-heure après l'occupation de la pièce.

6. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons exploité les résultats obtenus lors de la phase de fusion des données hétérogènes et incertaines, qui se traduit par l'élaboration des consignes adéquates à imposer au système de chauffage afin qu'il en adapte sa sortie. En effet, la consigne de référence de la commande prédictive du chauffage a été conçue à partir de la fusion des données sur une journée de travail. Nous avons choisi un modèle de chauffage simple de deuxième ordre pour générer un prédicteur de température dont l'écart avec la consigne doit être minimisé selon un critère approprié traduisant la stratégie de la commande prédictive.

Les résultats illustrés dans ce chapitre par les différentes courbes de commande et de sortie prédite montre que la commande GPC amène la sortie du système à suivre la consigne de référence tout en économisant de l'énergie. Cependant, nous remarquons que dans le cas d'un scénario avec un imprévu nous avons un dépassement de la puissance du chauffage mais ceci ne génère pas nécessairement une perte d'énergie d'après les dernières études dans la littérature. Par ailleurs, cet algorithme nécessite plusieurs améliorations pour obtenir des résultats plus réalistes. Nous pouvons intégrer dans des prochains travaux le profil d'occupation dynamique, la météo ou même un autre paramètre du confort thermique par exemple dans la fonction de coût. Le choix du modèle de bâtiment peut évoluer si un constructeur nous fournit un modèle plus réaliste sur lequel nous pouvons appliquer la commande prédictive à base du modèle sous contraintes.

Conclusion générale et perspectives

A. Bilan des travaux

Le contexte général de ce travail de thèse s'inscrit dans le cadre ouvert et actuel des bâtiments intelligents dits « Smart Home » et plus spécifiquement celui du « Smart Heating ». Nous avons mené notre travail de recherche dans l'objectif d'élaborer un algorithme de fusion de données hétérogènes et incertaines afin de réduire la consommation énergétique du chauffage dans un bâtiment. Nous nous sommes intéressés à deux problèmes inhérents à la régulation thermique intelligente et contextuelle. Le premier est le conditionnement et à l'agrégation des flux d'informations provenant de capteurs. Le second est celui de la régulation en fonction des informations fusionnées. Nous avons proposé une commande prédictive généralisée qui nous permettra de piloter nos appareils de chauffage par rapport à une consigne transmise par notre algorithmique décisionnel.

La contribution principale de ce mémoire est concentrée sur l'algorithmique décisionnelle et est étayée par deux stratégies proposées dans les chapitres 2 et 3.

La première est une architecture de fusion à deux niveaux : le premier niveau permet le conditionnement et l'agrégation des informations provenant des capteurs et le second nous permet de prendre une décision à partir des fonctions de masses composites issues du premier. Le résultat du deuxième niveau est un gradient de température se prononçant sur l'état futur (+30minutes) du chauffage. Plusieurs scénarios, correspondant à des situations réelles mais simulées ont été élaborés pour valider cette première proposition. Les résultats obtenus ont été jugés intéressants puisque notre algorithme de décision produit dans la plupart des cas une décision cohérente. Cependant, le conflit engendré lors de la prise de décision était dans certains cas important (>80%). Une analyse des résultats a montré que le nombre élevé de sources fusionnées en était la principale cause. Ainsi, les distributions de masse de certaines sources se sont avérées contradictoires dans certains cas, ce qui nous a amené à les modifier pour diminuer la valeur de conflit.

Pour résoudre le problème de conflit intrinsèque à la première stratégie de fusion une seconde approche a été proposée. Nous avons commencé par repenser et totalement modifier les distributions de masses. Nous avons opté pour des distributions de masses moins commises, moins informatives. En effet, moins les masses sont commises, moins les suppositions dans le

modèle sont implicites et par conséquent moins les sources seront en conflit. Cette stratégie nous a permis de repositionner notre fusion sur un seul niveau. Cependant, le problème d'hétérogénéité de nos cadres de discernement nous a conduit à les unifier. Nous les avons translatés vers un cadre produit construit avec l'extension vide. En outre, pour réduire le nombre de cadres à unifier, nous avons décidé de combiner les sources du bloc de prévisions météorologiques avec la règle orthogonale qui normalise le conflit. Le résultat normalisé est intégré dans le module d'estimation du confort thermique en tant qu'information composite. Suite à la combinaison des différentes sources d'information, nous produisons une décision sur l'état futur du chauffage en considérant le critère de maximum de probabilité pignistique. L'intégration de l'extension vide engendre dans certains cas des résultats où deux hypothèses ont la même valeur de probabilité pignistique. Pour parvenir alors à prendre une décision, nous avons élaboré une règle de décision qui prend en considération l'état d'occupation réel (capteur de présence) en tant qu'information supplémentaire pour pouvoir se prononcer sur l'état du chauffage.

Ensuite, nous avons comparé nos deux propositions sur des scénarios identiques. Nous avons constaté, que la deuxième méthode fournit des décisions avec des valeurs de conflit inférieures à la première. Les décisions sont donc plus fiables et la consigne transmise à la loi de commande prédictive est plus optimale.

La consigne de température étant établie, nous avons testé son rendement sur la commande du chauffage (chapitre 4). Pour cela, nous avons considéré un modèle de chauffage de second ordre. La consigne de température est introduite dans l'équation de fonction de coût quadratique de la commande prédictive généralisée (GPC), en tant que consigne de référence. Après avoir calculé la commande du chauffage, nous l'avons appliquée sur différents scénarios d'occupation afin d'observer son comportement. Nous avons obtenu des résultats cohérents avec la commande GPC dans la plupart des cas. Néanmoins dans certains cas qui comportent des imprévus, nous avons remarqué que la commande engendre une perte d'énergie. Cela concerne notamment le cas où l'occupant rentre en retard. Nous avons constaté que la perte d'énergie générée par la période de préchauffage est significative. Ces résultats nous ont incité à reconfigurer les paramètres de notre loi de commande afin d'en améliorer l'efficacité énergétique.

B. Perspectives

Dans le cadre de ce travail de thèse, nous avons élaboré un système de fusion crédibiliste multi-niveaux. Nous avons montré d'une part l'importance de l'imbrication des différents niveaux de fusion entre eux et des règles de fusion qui y sont appliquées. D'autre part, nous avons aussi montré l'importance de la conception des fonctions de masse afin de garantir une décision sans ambiguïté concernant la masse de conflit. Enfin, nous avons aussi mesuré et déterminé l'impact du cadre de discernement sur la décision finale toujours par rapport au niveau de conflit, très pénalisant pour la robustesse des décisions.

L'ensemble de ce travail a donné des résultats satisfaisants, cependant les pistes d'améliorations sont très nombreuses. Une des premières pistes à investiguer serait de tester des règles de combinaisons plus optimales et adaptées à la spécificité de l'information manipulée. Les règles prudentes auraient aussi pu être utilisées sur certaines combinaisons de critères intégrant beaucoup d'incertitudes. Nous pourrions aussi nous interroger sur l'utilisation ponctuelle de règles disjonctives lorsque la fiabilité des mesures est en question. Nous avons dans notre travail aussi constaté des problèmes de masse de conflit très importants dans certains cas. La montée du conflit peut s'expliquer par de très nombreux facteurs. L'un d'eux est la contradiction entre deux sources ou plusieurs. Il serait pertinent d'utiliser une méthode d'analyse fine du conflit pour identifier les sources contradictoires et les capteurs potentiellement défaillants afin de les affaiblir. Un autre facteur concerne le crédit accordé à une source qui peut être trop important. Une solution consisterait à implémenter un affaiblissement contextuel de certaines sources lorsque celles-ci seraient détectées comme peu certaine en fonction d'un contexte donné. L'affaiblissement contextuel a fait récemment l'objet de très nombreuses publications ; ces méthodes apporteraient sûrement une fiabilité accrue dans la décision finale (gestion du conflit).

Nous avons proposé deux distributions de fonctions de masse pour essayer de résoudre le problème de conflit généré par la contradiction des sources. Il serait utile d'élaborer un algorithme qui prend en considération la spécificité de chaque source d'information pour mieux la modéliser et de les générer automatiquement par apprentissage. Ceci concerne notamment la gestion du planning d'occupation. Ce point est fondamental mais il nécessiterait probablement un travail de thèse complet.

Nous avons intégré une modélisation du comportement thermique du second ordre, mais cette hypothèse est très peu descriptive et ne permet pas de prendre en compte la complexité

des phénomènes de transfert thermique. Il serait donc nécessaire de construire un modèle plus dense et élaboré. Ce modèle intégrerait alors les différents coefficients de transfert thermique des parois et tiendrait compte de tous les échanges thermiques entre les pièces du logement. Ceci permettrait d'évaluer le comportement du gradient de température par rapport à une nouvelle configuration. Enfin il serait aussi intéressant d'appliquer la commande sur un bâtiment réel avec des occupants pour étudier son adaptabilité aux conditions réelles et sa robustesse quant aux économies réalisées.

Pour conclure, ce travail de thèse nous a permis de construire un système de fusion de données relativement complexe avec de très nombreuses sources hétérogènes et incertaines, et a aussi ouvert de très nombreuses pistes d'améliorations possibles.

Bibliographie

- [1] «ADEME, Les chiffres clés climat, air et énergie 2014,» [En ligne]. Available: <http://presse.ademe.fr/2015/02/climat-air-energie-les-chiffres-cles-2014.html>. [Accès le 25 07 2015].
- [2] «ADEME, Les chiffres clés 2015 Climat, air et Énergie,» [En ligne]. Available: <http://presse.ademe.fr/2015/02/climat-air-energie-les-chiffres-cles-2015.html>. [Accès le 20 08 2016].
- [3] C. Coue, «Modèle bayésien pour l'analyse multimodale d'environnements dynamiques et encombrés : Application à l'assistance à la conduite en milieu urbain,» INSTITUT NATIONAL POLYTECHNIQUE DE GRENOBLE, Thèse soutenue en 2003 .
- [4] T. Ikenishi, T. Kamada, M. Nagai, «Feature analysis of acceleration and deceleration behavior during hurry driving using driving behavior model based on hierarchical Bayesian approach,» *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 46, n° %121, pp. 139-144, 2013.
- [5] E. GILET, «Modélisation Bayésienne d'une boucle perception-action: application à la lecture et à l'écriture,» UNIVERSITE JOSEPH FOURIER - GRENOBLE, Thèse soutenue en 2009.
- [6] C. Tang, Y. Yi, Z. Yang, J. Sun, «Risk analysis of emergent water pollution accidents based on a Bayesian Network,» *Journal of Environmental Management*, vol. 165, pp. 199-205, 2016.
- [7] A.Cervone, G.Carbone, E.Santini, S.Teodori, «Optimization of the battery size for PV systems under regulatory rules using a Markov-Chains approach,» *Renewable Energy*, vol. 85, pp. 657-665, 2016.
- [8] Y. Kessentini, «Modèles de Markov multi-flux pour la reconnaissance de l'écriture manuscrite multi-scripts,» UNIVERSITE DE ROUEN, Thèse soutenue le 5 Mai 2009.
- [9] M. Yahiaoui, E. Monfrini, B. Dorizzi, «Markov Chains for unsupervised segmentation of degraded NIR iris images for person recognition,» *Pattern Recognition Letters*, vol. 82, pp. 116-123, 2016.
- [10] M. Gales and S. Young, «The Application of Hidden Markov Models in Speech Recognition,» *Foundations and Trends in Signal Processing*, vol. 1, n° %13, pp. 197-292, 2008.
- [11] M. Richardson, P. Domingos, «Markov logic networks,» *Machine Learning*, vol. 62, n° %11-2, p. 107–136, 2006.
- [12] K.S. Gayathri, K.S. Easwarakumar , Susan Elias, «Probabilistic ontology based activity recognition in smart homes using Markov Logic Network,» *Knowledge-Based Systems*, vol. 121, p. 173–184, 2017.
- [13] K. S. Gayathri, Susan Elias, Balaraman Ravindran, «Hierarchical activity recognition for dementia care using Markov Logic Network,» *Personal and Ubiquitous Computing*, vol. 19, n° %12, p. 271–285, 2015.

- [14] G. Galanis, E. Papageorgiou, A. Liakatas, «A hybrid Bayesian Kalman filter and applications to numerical wind speed modeling,» *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, vol. 167, pp. 1-22, 2017.
- [15] L. Zadeh, «Fuzzy sets,» *Information and Control*, vol. 8, n° 13, pp. 338-353, 1965.
- [16] S. Mandal, J.Maiti, «Risk analysis using FMEA: Fuzzy similarity value and possibility theory based approach,» *Expert Systems with Applications*, vol. 41, n° 17, pp. 3527-3537, 2014.
- [17] M. Bellaaj, I. Khanfir Kallel, D. Sellami Masmoudi, «Possibility theory based approach for iris recognition in biometric systems,» chez *1st International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP),201*, Sousse, Tunisia, 2014.
- [18] M. Nilashi, O. Ibrahim, H. Ahmadi, L. Shahmoradi, «A knowledge-based system for breast cancer classification using fuzzy logic method,» *Telematics and Informatics*, vol. 34, n° 14, pp. 133-144, 2017.
- [19] M-J. Sule, M. Li, G. Taylor, «Fuzzy logic approach to modelling trust in cloud computing,» *IET Cyber-Physical Systems: Theory & Applications*, vol. 2, n° 12, pp. 84 - 89, 2017.
- [20] M. A. Benatia, «Optimisation multi-objectives d'une infrastructure réseau dédiée aux bâtiments intelligents,» Université de Normandie, 13/12/2016.
- [21] H. Amin, W. Deabes, Kh. Bouazza, «Clustering of user activities based on adaptive threshold spiking neural networks,» chez *Ninth International Conference on Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, Milan, Italy, Italy, 2017.
- [22] K. Kölker, K. Lütjens, «Using Genetic Algorithms to Solve Large-scale Airline Network Planning Problems,» *Transportation Research Procedia*, vol. 10, pp. 900-909, 2015.
- [23] P. Sukhija, S. Behal, P. Singh, «Face Recognition System Using Genetic Algorithm,» *Procedia Computer Science*, vol. 85, pp. 410-417, 2016.
- [24] D. A., «A Generalization of Bayesian Inference,» *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, vol. Vol. 30, n° 12, pp. 205-247, 1968.
- [25] G. Shafer., *A mathematical theory of evidence*, Princeton University Press, 1976.
- [26] P. Smets, «Belief Function ans the Transferable Belief Model,» [En ligne]. Available: <http://www.sipta.org/index.php?id=doc>. [Accès le 01 03 2017].
- [27] S. Ben Chaabane, M. Sayadi, F. Fnaiech and E. Brassart, «Dempster-Shafer Evidence Theory for Image Segmentation: Application in Cells Images,» *World Academy of Science, Engineering and Technology* , vol. 35, 2009.
- [28] B. LELANDAIS, «Fusion d'informations et segmentation d'images basées sur la théorie des fonctions de croyance : Application à l'imagerie médicale TEP multi-traceurs,» Université de Rouen , 2013.

- [29] B. Marhic, L. Delahoche, C. Solau, A-M. Jolly-Desodt, V. Ricquebourg,, «An evidential approach for detection of abnormal behaviour in the presence of unreliable sensors,» *Information Fusion*, n° %113, p. 146–160, 2012.
- [30] W. Rekik, S. Le Hégarat-Masclé, R. Reynaud, A. Kallel, and A. Ben Hamida., «Dynamic estimation of the discernment frame in belief function theory : Application to object detection,» *Information Sciences*, vol. 306, pp. 132-149, 2015.
- [31] R. Boughriet, «Actu-Environnement.com,» 16 03 2016. [En ligne]. Available: <https://www.actu-environnement.com/ae/news/smart-grids-flexgrid-smile-yougrid-laureats-nouvelle-france-industrielle-26420.php4>. [Accès le 24 07 2017].
- [32] N. H. NGUYEN, «Développement de méthodes intelligentes pour la gestion énergétique des bâtiments, utilisant des capteurs sans fil,» UNIVERSITÉ DE GRENOBLE, 2011.
- [33] U. Wilke, «Probabilistic Bottom-up Modelling of Occupancy and Activities to Predict Electricity Demand in Residential Buildings,» Lausanne, Suisse, 2013.
- [34] B. Favre, «Etude de stratégies de gestion énergétique des bâtiments par l’application de la programmation dynamique,» MINES ParisTech , thèse soutenue le 24 Septembre 2013 .
- [35] W. Liu, Z. Lian, B. Zhao, «A neural network evaluation model for individual thermal comfort,» *Energy and Buildings*, vol. 39, n° %110, p. 1115–1122, 2007.
- [36] S. Soyguder, «Intelligent system based on wavelet decomposition and neural network for predicting of fan speed for energy saving in HVAC system,» *Energy and Buildings*, vol. 43, n° %14, pp. 814-822, 2011.
- [37] B. Paris, J. Eynard, S. Grieu, T. Talbert, M. Polit, «Heating control schemes for energy management in buildings,» *Energy and Buildings*, vol. 42, n° %110, p. 1908–1917, 2010.
- [38] P. Chahuara et al. , «Context-aware decision making under uncertainty for voice-based control of smart home,» *Expert Systems With Applications 75* , vol. 75, pp. 63-79, 2017.
- [39] «MaisonConnectee.info,»04/05/2016.[En ligne]. Available: <http://www.maisonconnectee.info/box-domotique-connectee-pluzzy/>. [Accès le 11/04/2017].
- [40] «Site officielle Netatmo,» [En ligne]. Available: <https://www.netatmo.com/>. [Accès le 2017 03 12].
- [41] «OBJETCONNECTE.NET,» 17 07 2014. [En ligne]. Available: <http://www.objetconnecte.net/smart-home-samsung/> . [Accès le 10 12 2016].
- [42] A. Martin, «Fusion de classifieurs pour la classification d’images sonor,» *Revue Nationale des Technologies de l’Information*, pp. 259-268, 2005.
- [43] L. Zadeh, «Probability Measures of Fuzzy Events,» *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, vol. 23, pp. 421-427, 1968.
- [44] D. Dubois, H. Prade, Fuzzy Sets & Systems: Theory and Applications, Academic Press, 1980.

- [45] A. Dempster., «Upper and lower probabilities induced by multivalued mapping. *Annals of Mathematical Statistics*,» *Annals of Mathematical Statistics*, vol. 38, p. 325–339, 1967.
- [46] P. Walley, *Statistical reasoning with imprecise probabilities*, Chapman and Hall London, 1991.
- [47] P. Smets, «The combination of evidence in the Transferable Belief Model,» *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, n° 15, pp. 447-458, 1990.
- [48] P. Smets, «The transferable belief model and random sets,» *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 7, pp. 37-46, 1990.
- [49] P. Smets, «Non-standard probabilistic and non-probabilistic representations of uncertainty,» *Technical Report TR/IRIDIA/95-2, IRIDIA, New York*, 1995.
- [50] P. Smets et R. Kennes, «The Transferable Belief Model. ,,» *Artificial Intelligence*, vol. 66, n° 12, pp. 191-234, 1994..
- [51] P. Smets, «Analyzing the combination of conflicting belief functions,» *Information fusion*, vol. 8, n° 14, pp. 387-412, 2007.
- [52] P. Smets, «Belief functions : the disjunctive rule of combination and the generalized bayesian theorem,,» *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 9, n° 11, pp. 1-35, 1993.
- [53] D. Dubois and H. Prade, «A set-theoretic view of belief functions logical operations and approximations by fuzzy sets,,» *International Journal Of General System*, vol. 12, n° 13, p. 193–226, 1986.
- [54] T. Denoeux, «The cautious rule of combination for belief functions and some extensions,» chez *Proceedings of FUSION'2006*, Florence, Italy, July 2006.
- [55] D. Mercier, «Fusion d'informations pour la reconnaissance automatique d'adresses postales dans le cadre de la théorie des fonctions de croyance,» *UTC* , 6 Décembre 2006.
- [56] E. RAMASSO, «Reconnaissance de séquences d'états par le Modèle des Croyances Transférables Application à l'analyse de vidéos d'athlétisme,» thèse soutenue , Université Joseph Fourier de Grenoble, 5 décembre 2007.
- [57] B. Quost, «Combinaison de classifieurs binaires dans le cadre de la théorie des fonctions de croyances,» Université de Technologie de Compiègne, Thèse soutenue en Novembre 2006.
- [58] P. Smets, «Construction the pignistic probability function in a context of uncertainty,» *Uncertainty in Artificial Intelligent*, vol. 5, pp. 29-39, 1990.
- [59] M. C. Florea, A. L. Jusselme, and E. Bossé. , «Dynamic estimation of evidence discounting rates based on information credibility,» *RAIRO-Operations Research*, vol. 44, n° 104, p. 285–306, 2010.
- [60] A. Martin, A. L. Jusselme, and C. Osswald., «Conflict measure for the discounting operation on belief functions,» *The 11th International Conference on Information Fusion, IEEE*, p. 1–8, 2008.

- [61] J. Klein, O. Colot, et al. , «Automatic discounting rate computation using a dissent criterion,» *In Workshop on the theory of belief functions*, pp. 1-6, 2010.
- [62] E. Ramasso, M. Rombaut, and D. Pellerin., « State filtering and change detection using TBM conflict - application to human action recognition in athletics videos.,» *IEEE Trans. on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 17, n° 17, p. 944–949, 2007.
- [63] A. Ayoun and P. Smets., « Data association in multi-target detection using the Transferable Belief Model,» *International Journal of Intelligent Systems*, vol. 16, p. 1167–1182, 2001.
- [64] B. Ristic and P. Smets. , «The TBM global distance measure for the association of uncertain combat ID declarations,» *Information Fusion*, vol. 7, p. 276–284, 2006.
- [65] D. Wang, «Modeling occupancy in single person offices,» *Energy and Buildings*, vol. 37, p. 121–126, 2005.
- [66] A. A. Adamopoulou, «A context-aware method for building occupancy prediction,» *Energy and Buildings*, vol. 110, p. 229–244, 2016.
- [67] Z. Chen, «Modeling regular occupancy in commercial buildings using,» *Energy and Buildings*, vol. 103, p. 216–223, 2015.
- [68] Z. Yanga, «The coupled effects of personalized occupancy profile based HVAC schedules and room reassignment on building energy use,» *Energy and Building* , vol. 78, p. 113–122, 2014.
- [69] J. Yanga, «Review of occupancy sensing systems and occupancy modeling methodologies for the application in institutional buildings,» *Energy and Buildings* , vol. 121, p. 344–349, 2016.
- [70] D. Aerts, « A method for the identification and modelling of realistic domestic occupancy sequences for building energy demand simulations and peer comparison,» *Building and Environment*, vol. 74, pp. 67-78, 2014.
- [71] H.-T. Wang, «Building occupant level estimation based on heterogeneous information fusion,» *Information Sciences*, vol. 272 , p. 145–157, 2014.
- [72] B. Zhou, W. Li, K. Wing Chan, Y. Cao, , Y. Kuang, X. Liu, X. Wang, «Smart home energy management systems: Concept, Configuration and Scheduling strategies,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 61, p. 30–40, 2016.
- [73] J.-C. Deval, «Le confort thermique en climat tempéré.,» *Revue de physique appliquée*, vol. 19, n° 17, pp. 13-531, 1984.
- [74] O. Kwon, «Single activity sensor-based ensemble analysis for health monitoring of solitary elderly people,» *Expert Systems with Applications*, vol. 39 , p. 5774–5783, 2012.
- [75] T. A. Nguyen, «Energy intelligent buildings based on user activity: A survey,» *Energy and Buildings* , vol. 56, p. 244–257, 2013 .
- [76] T. d. Meester, «Impacts of occupant behaviours on residential heating consumption for detached houses in a temperate climate in the northern part of Europe,» *Energy and Buildings* , vol. 57, p. 313–323, 2013.

- [77] M. Bonte, «Impact of occupant's actions on energy building performance and thermal sensation,» *Energy and Buildings*, vol. 76, p. 219–227, 2014.
- [78] A. Kashif, «Simulating the dynamics of occupant behaviour for power management in residential buildings,» *Energy and Buildings*, vol. 56, p. 85–93, 2013.
- [79] J. Virote, «Stochastic models for building energy prediction based on occupant behavior assessment,» *Energy and Buildings*, vol. 53, p. 183–193, 2012.
- [80] B. MOUJALLED, «Modélisation dynamique du confort thermique dans les bâtiments naturellement ventilés,» Institut des Sciences Appliquées de Lyon, Thèse soutenue le 19 janvier 2007,.
- [81] C.-A. Roulet, Santé et qualité de l'environnement intérieur dans les bâtiments, PPUR, 2010.
- [82] M. Mohammed, «Etude et évaluation du confort thermique des bâtiments à caractère public,» Mémoire de magister en architecture, Université de Mouloud Mammeri de Tizi Ouzou, Algérie, 2012.
- [83] «Commentaire de l'ordonnance 3 relative à la loi sur le travail. Art. 16 Climat des locaux,» [En ligne]. Available: https://www.fin.be.ch/fin/fr/index/personal/gesundheit_bgm/arbeitsicherheit/gefahrenermittlungbueroereich.assetref/dam/documents/FIN/PA/fr/fr_0_Wegleitung_ArGV3_Seite%20316.pdf. [Accès le 2015 06 17].
- [84] ASHRAE Handbook of Fundamentals. Chapitre 8: Thermal comfort., Atlanta: ASHRAE, 1997.
- [85] « Efficacité énergétique des bâtiments tertiaires,» Energie+, [En ligne]. Available: <http://www.energieplus-lesite.be/index.php?id=10250#03>. [Accès le 15 02 2014].
- [86] M. BODART, « Création d'un outil d'aide au choix optimisé du vitrage du bâtiment, selon les critères physiques, économiques et écologiques, pour un meilleur confort visuel et thermique,» Thèse de Doctorat : Sciences Appliquées, Louvain, 2002.
- [87] ISO 7730-2005, « *Ergonomics of the thermal environment -- Analytical determination and interpretation of thermal comfort using calculation of the PMV (Predicted Mean Vote) and PPD (Predicted Percentage of Dissatisfied) indices and local thermal comfort criteria.*
- [88] F. Oldewurtela, «Use of model predictive control and weather forecasts for energy efficient building climate control,» *Energy and Buildings*, vol. 45, p. 2012, 15-27.
- [89] S. Petersen, «The effect of weather forecast uncertainty on a predictive control concept for building systems operation,» *Applied Energy*, vol. 116, p. 311–321, 2014.
- [90] A. Pappas, Z. Zhai, «Numerical investigation on thermal performance and correlations of double skin façade with buoyancy-driven airflow,» *Energy and Buildings*, vol. 40, p. 466–475, 2008.
- [91] A. Clémentin, «Localisation d'un robot mobile par coopération multi-capteurs et suivi multicibles,» Université de Picardie Jules Verne, Amiens, thèse soutenue en 2001.

- [92] V. Girondel, A. Caplier, L. Bonnaud, and M. Rombaut, «Belief theory-based classifiers comparison for static human body postures recognition in video,» *International Journal of Signal Processing*, vol. 2, pp. 29-33, 2005.
- [93] Z. Hammal, L. Couvreur, A. Caplier, M. Rombaut, «Facial expression classification: An approach based on the fusion of facial deformations using the transferable belief model,» *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 46, n° 13, pp. 542-567, 2007.
- [94] A. Makhoulouf, B. Marhic, L. Delahoche, A. Clémentin, H. Messaoud, «A Smart and Predictive Heating System Using Data Fusion Based on the Belief Theory,» *Studies in Informatics and Control*, vol. 25, n° 13, pp. 283-292, September 2016.
- [95] S. Y, «The AROME-France convective scale operational model,» *Monthly Weather Review*, vol. 139, p. 976–991, 2011.
- [96] A. Martin, «Matlab toolbox for belief functions,» 03 14 2015. [En ligne]. Available: <http://www.arnaud.martin.free.fr/toolbox.htm>.
- [97] P.M. Ferreira, A.E. Ruano, S. Silva, E.Z.E. Conceição, «Neural networks based predictive control for thermal comfort and energy savings in public buildings,» *Energy and Buildings*, vol. 55, p. 238–251, 2012.
- [98] K. X. Perez, M. Baldea, T. F. Edgar, «Integrated HVAC management and optimal scheduling of smart appliances for community peak load reduction,» *Energy and Buildings*, vol. 123, p. 34–40, 2016.
- [99] G. Lowry, «Energy saving claims for lighting controls in commercial buildings,» *Energy and Buildings*, vol. 133, p. 489–497, 2016.
- [100] Y. Wang, J. Kuckelkorn, F-Y. Zhao, D. Liu, A. Kirschbaum, J-L. Zhang, «Evaluation on classroom thermal comfort and energy performance of passive school building by optimizing HVAC control systems,» *Building and Environment*, vol. 89, p. 86–106, 2015.
- [101] P.-D. Morosan, «Commande prédictive distribuée. Approches appliquées à la régulation thermique des bâtiments,» Thèse de doctorat soutenue le 30 Septembre 2011.
- [102] I. Hazyuk, C. Ghiaus, D. Penhouet, «Optimal temperature control of intermittently heated buildings using Model Predictive Control: Part I – Building modeling,» *Building and Environment*, vol. 51, pp. 379-387, 2012.
- [103] G. Huang, S. Wang, X. Xu, «A robust model predictive control strategy for improving the control performance of air-conditioning systems,» *Energy Conversion and Management*, vol. 50, n° 110, pp. 2650-2658, 2009.
- [104] S. Prívará, J. Široký, L. Ferkl, J. Cigler, «Model predictive control of a building heating system: The first experience,» *Energy and Buildings*, vol. 43, n° 12-3, p. 564–572, 2011.
- [105] H. Setayesh, H. Moradi, A. Alasty, «A comparison between the minimum-order & full-order observers in robust control of the air handling units in the presence of uncertainty,» *Energy and Buildings*, vol. 91, p. 115–130, 2015.

- [106] P.M. Ferreira, A.E. Ruano, S. Silva, E.Z.E. Conceição, «Neural networks based predictive control for thermal comfort and energy savings in public buildings,» *Energy and Buildings*, vol. 55, p. 238–251, 2012.
- [107] X. Xu, S. Deng, , M. Chan, «A new control algorithm for direct expansion air conditioning systems for improved indoor humidity control and energy efficiency,» *Energy Conversion and Management*, vol. 49, n° %14, p. 578–586, 2008.
- [108] X. Zhang, G. Schildbach, D. Sturzenegger, and M. Morari, «Scenario-based MPC for energy-efficient building climate control under weather and occupancy uncertainty,» *2013 European Control Conference (ECC)*, pp. 1029-1034, July 17-19, 2013, Zürich, Switzerland..
- [109] Y. Wang, Y. Shao, Ch. Kargel, «Demand controlled ventilation strategies for high indoor air quality and low heating energy demand,» *Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), 2012 IEEE International*, 13-16 Mai 2012.
- [110] J. Mei, X. Xia, «Energy-efficient predictive control of indoor thermal comfort and air quality in a direct expansion air conditioning system,» *Applied Energy*, vol. 195, p. 439–452, 2017.
- [111] M. Castilla, J.D. Álvarez , M. Berenguel, F. Rodríguez, J.L. Guzmán, M. Pérez, «A comparison of thermal comfort predictive control strategies,» *Energy and Buildings*, vol. 43, n° %110, p. 2737–2746, 2011.
- [112] X. Xue, Sh. Wang, C. Yan, B. Cui, , «A fast chiller power demand response control strategy for buildings connected to smart grid,,» *Applied Energy*, vol. 137, p. 77–87, 2015.
- [113] S. Soyguder, H. Alli, «Fuzzy adaptive control for the actuators position control and modeling of an expert system,» *Expert Systems with Applications*, vol. 37, n° %13, p. 2072–2080, 2010.
- [114] Y. Wang, J. Kuckelkorn, Y. Liu, «A state of art review on methodologies for control strategies in lowenergy buildings in the period from 2006 to 2016,» *Energy and Buildings*, vol. 147, p. 27–40, 2017.
- [115] X. Luo, W. Hou, Y. Li, Z. Wang, «A fuzzy neural network model for predicting clothing thermal comfort,» *Computers & Mathematics with Applications*, vol. 53, n° %112, p. 1840–1846, 2007.
- [116] R. Benabdennour, P. Borne, M. Ksouri, F. M’salhi, *Identification et commande numériques des procédés industriels*, Technip, 2001.
- [117] J.A. CRABB, N. MURDOCH and J.M. PENMAN PhD, «A simplified thermal response model,» *Building Services Engineering Research and Technology*, vol. 8, pp. 13 - 19, 1987.
- [118] F. Fustier, «Glossaire cartographique maritime,» [En ligne]. Available: <http://www.francisfustier.fr/Glossaire/glossaire.html>. [Accès le 09 01 2017].

Liste des publications

Revues internationales

- A Smart and Predictive Heating System using Data Fusion based on the Belief theory. Améni Makhoulf, Bruno Marhic, Laurent Delahoche, Arnaud Clémentin, Hassani Messaoud, Studies in Informatics and Control (SIC), Vol 25, No. 3, Septembre 2016, p 283 – 292, (IF=0.776)

Conférences internationales

- Smart and Predictive Heating System: Belief model for indoor regulation. Améni Makhoulf, Bruno Marhic, Laurent Delahoche, Larbi Chrifi Alaoui, Hassani Messaoud, 16th international conference on Sciences and Techniques of Automatic control & computer engineering - STA'2015, Monastir, Tunisia, December 21-23, 2015
- Building heating management based on the belief functions Theory. Améni Makhoulf, Bruno Marhic, Laurent Delahoche, Larbi Chrifi Alaoui, Hassani Messaoud, 5th International Conference on Systems and Control – ICSC 2016, Marrakech, Morocco, Mai 25 – 27, 2016
- A new approach for “Smart Heating”. Améni Makhoulf, Bruno Marhic, Laurent Delahoche, Jean-Baptiste Masson, Hassani Messaoud, International Conference on Control, Automation and Diagnosis - ICCAD 2017, Hammamet, Tunisia, June 19-22, 2017

Abstract

Smart homes have become a new trend in residential buildings. In this context, our work aims to reduce heating consumption. The difficulty of the paradigm lies in maintaining thermal comfort in the building whilst minimizing its consumption. The chosen formal framework is the belief function theory that offers flexibility in uncertain and imprecise data. The main contribution of this thesis consists of suggesting fusion algorithms with heterogeneous data. The result of these algorithms lead to a temperature trend that will be considered as the temperature reference in the generalized predictive control (GPC) of the heating system. For the heating control system, we chose the generalized predictive control for its ability to optimize a quadratic cost function in order to reduce energy consumption. Two strategies are proposed in the conception of the fusion algorithms. Indeed, in the first algorithm, we establish the data fusion in two levels; however, in the second one we propose a one level algorithm with a less committed mass distribution design. The fusion results are encouraging of efficiency and reliability. The test of the temperature trend with the GPC demonstrates that we can achieve promising results to reduce heating energy consumption.

Key words: Theory of belief functions, Transferable belief Model, Mass distribution, Heating management

Résumé

L'habitat intelligent est une nouvelle tendance dans les bâtiments résidentiels. Dans ce cadre, notre travail s'inscrit dans le but de réduire la consommation de chauffage. La difficulté du paradigme réside dans le maintien du confort thermique tout en minimisant la consommation. Le cadre formel de notre travail est la théorie des fonctions de croyance qui offre une flexibilité dans la modélisation des données incertaines. La contribution principale de cette thèse est portée par des algorithmes de fusion comportant des données hétérogènes. Une méthodologie spécifique a été mise en place pour la conception de distribution de masses des fonctions de croyance. Le résultat de ces algorithmes est un gradient de température qui intégré, sera la référence de température dans la commande automatique du chauffage. Concernant, la commande du chauffage, nous avons choisi la commande prédictive généralisée (GPC) pour sa capacité à optimiser la fonction de coût. Deux stratégies de fusion sont proposées. Dans le premier algorithme, nous élaborons une fusion de données en deux niveaux; alors que dans le second, nous proposons un algorithme à un seul niveau avec une conception de distribution de masse moins commise. Les résultats de fusion obtenus sont encourageant en termes d'efficacité et de fiabilité. Les simulations du gradient de température avec le GPC montrent que nous obtenons des résultats cohérents ce qui tend à montrer que nous sommes en mesure de proposer des économies de consommation tout en maintenant un niveau de confort thermique convenable.

Mots Clé : La théorie des fonctions de croyance, Modèle de croyance transférable, la distribution des fonctions de masse, Gestion du chauffage

