

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ MOULOUD MAMMÈRI, TIZI-OUZOU



FACULTE DE GENIE ÉLECTRIQUE ET D'INFORMATIQUE
DÉPARTEMENT AUTOMATIQUE

MEMOIRE DE MAGISTER

en Automatique

Option : **Traitement d'Images et Reconnaissance de Formes**

présenté par

BOUSSENOU Tassadit

Fusion multi-capteurs. Application à une serre agricole.

Mémoire soutenu le

devant le jury d'examen composé de :

ZIANI Arezki

M.C.A. à l'U.M.M.T.O.

Président

DIAF Moussa

Professeur à l'UMMTO

Rapporteur

LAGHROUCHE Mourad

M.C.A. à l'U.M.M.T.O.

Examineur

BENSIDHOUM Mohand-Outahar. M.C.B à l'U.M.M.T.O

Examineur

Avant-propos

Ce mémoire a été effectué au laboratoire « robotique et vision du département Automatique de l'UMTO.

Mes vifs remerciements vont tout d'abord à Monsieur **DI AF Moussa**, professeur à l'UMMTO pour m'avoir proposé le thème de ce mémoire et m'avoir dirigée, aidée et conseillée tout le long de notre travail.

Nous ne manquerons pas de remercier Monsieur **ZIANI Arezki**, Maître de Conférences classe A à l'UMMTO pour m'avoir fait l'honneur d'accepter de présider le jury de ce mémoire.

Nous exprimons notre reconnaissance à Monsieur **LAGHROUCHE Mourad** Maître de Conférences classe A à l'UMMTO pour avoir accepté de faire partie du jury d'examen de notre mémoire.

Que Monsieur **BENSIDHOUM Mohand-Outahar**, Maître de Conférences classe B à l'UMMTO trouve ici, nos sincères remerciements pour avoir accepté de faire partie du jury d'examen de notre mémoire.

Nous tenons aussi à remercier vivement Madame **SAÏHI Mahat** pour avoir mis à notre disposition sa serre agricole et nous avoir fourni les données concernant la culture de l'olivier sous serre.

Résumé :

Dans ce mémoire nous présentons une étude sur la fusion de données. Cette technique peut améliorer la conduite du contrôle du climat dans des serres agricoles équipées d'un système multi -capteur. Dans un premier temps, nous effectuons une revue bibliographique sur la fusion de données et les approches utilisées. Dans un second temps, nous présentons une méthode de fusion basée sur les fonctions de croyances, appliquées à une serre agricole afin d'optimiser les paramètres microclimatique selon les besoins d'un olivier sous serre. Nous décomposons le processus de fusion en trois phases. En premier lieu, nous modélisons les informations issues des capteurs et des connaissances expertes, dans un cadre commun. En second temps, nous fusionnons les masses de croyances des capteurs par une somme conjonctive, cette phase se termine par une prise de décision. En dernier lieu, nous présentons les résultats de la décision à un expert afin d'évaluer la qualité de nos résultats.

Mots clés : fusion de données ; système multi-capteur, serre agricole.

Introduction générale	1
------------------------------	----------

Chapitre 1

Fusion de données et système multi-capteurs

1. Introduction	3
2. Fusion de données	4
2.1 Architecture de la fusion d'informations	5
2.2 Processus de fusion d'informations	6
2.3 Etapes de la fusion	7
2.4 Imprécision et incertitudes	9
3. Applications	13
3.1 Domaines d'application de la fusion d'information	13
3.2 Réseaux multi-capteurs	14
4. Conclusion	17

Chapitre 2

Méthodes de fusion de données

1. Introduction	18
2. Décision bayésienne	19
3. Réseaux de neurones	20
4. Théorie des possibilités	22
5. Théorie de l'évidence (Les fonctions de croyance)	26
5.1 Les fonctions de croyances	27
5.2 Combinaison des croyances	30

5.3 Règle de décision	31
6. Méthodes du vote	31
7. Conclusion	33

Chapitre 3

Application à une serre agricole

1. Introduction	34
2. Serre agricole	35
2.1 Description de la serre utilisée	37
2.2. Les données utilisées	38
3. Méthodologie	39
3.1 Méthode de modélisation utilisée	40
3.2 Facteurs de mesures utilisés	40
3.3 Calcul des masses	40
3.4 Fusion utilisant la DST	42
3.5 Mesure de la plausibilité et prise de décision	42
4. Résultats et discussion	44
5. Conclusion	48
Conclusion générale	49
Bibliographie	52

Introduction générale

La fonction essentielle d'une serre agricole est de créer un microclimat plus favorable aux exigences de la plante. La température, l'humidité et le rayonnement représentent les paramètres les plus importants pour la gestion du climat d'une serre. Ainsi pour maintenir une stratégie de contrôle du climat la serre doit être équipée d'un système multi-capteurs qui permet à la fois l'acquisition et le contrôle automatique des paramètres de l'environnement pour favoriser un meilleur développement des plantes. Ces dernières années, des modélisations formelles de cette attitude ont été construites, fondées pour la plupart sur des approches prenant en compte les redondances, les complémentarités et les ambiguïtés inhérentes aux données des capteurs. Regroupées sous l'appellation "*Fusion de données*", ces modèles ont pour but de gérer au mieux ces différents aspects pour faire converger les connaissances et proposer une information synthétique la plus exploitable possible. Notre travail concerne essentiellement l'adaptation d'un modèle des croyances transférable dans le but d'optimiser les paramètres microclimatique d'une serre agricole, selon les besoins d'un olivier cultiver sous serre afin d'assurer les meilleurs récolte. Le processus de fusion est composé de trois étapes. Dans la première, les informations disponibles sont modélisées dans un cadre théorique commun, permettant de prendre en compte les connaissances vagues et incomplètes. Dans la seconde, les

modèles d'informations sont fusionnés en tenant compte des redondances et des conflits exprimés. Dans la troisième et dernière étape, une décision est prise en fonction de toutes les informations précédemment fusionnées. Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres.

Le premier chapitre présente les différentes facettes que comporte la fusion de données. Seront particulièrement décrites l'architecture, les différentes étapes du processus de fusion, la modélisation, l'estimation et la combinaison de données ainsi que les multiples applications s'y afférant.

Nous présentons, dans le deuxième chapitre, les différentes approches et stratégies généralement utilisées pour la fusion de données basées sur l'approche probabiliste, l'approche possibiliste, l'approche neuronale et l'approche basée sur la théorie des croyances, tout en évoquant les avantages et les inconvénients de chaque approche.

Le troisième chapitre présente l'application de cette étude. Il s'agit donc de l'adaptation de la technique de Dempster-Shafer en vue d'optimiser les paramètres du climat à l'intérieur d'une serre agricole sise dans la plaine de la Mitidja dans laquelle sont disposés différents capteurs. L'application concerne la culture de l'olivier

Ce travail est terminé par une conclusion générale et une bibliographie.

Chapitre 1

Fusion de données et système multi-capteurs

1. Introduction

La fusion de données est une technique utilisée en traitement d'informations issues de sources multiples. Elle permet de fusionner ce type d'informations multiples relatives à un phénomène afin d'obtenir un jugement meilleur que celui obtenu à partir de chacune des sources prise isolément. La fusion de données a été introduite aux Etats-Unis dans les années 70 et les techniques utilisées ont connu un développement considérable vers les années 80. Ce développement continue à ce jour. Ceci est surtout dû aux progrès technologiques informatiques et à des besoins militaires. Par la suite, les applications se sont étendues à la robotique, au transport, traitement d'images etc. Les informations sont donc issues de la fusion de différents capteurs tels que le radar, la caméra infrarouge, le télémètre laser, l'imageur laser, le capteur ultraviolet, le capteur ultrasonore, le capteur sismique etc. De l'autre côté, la fusion de données a un spectre d'utilisation plus

vaste puisqu'il s'agit de la combinaison de toute source de connaissance qu'elle soit issue de capteurs, de systèmes de navigation, de bases de données diverses etc.

2. Fusion de données

D'après [1], [2] et [3], « *le concept de la fusion de données est facile à comprendre, mais il est difficile d'en trouver une définition qui rende compte de ce cadre formel et de ses multiples facettes* ». La définition proposée par le *Joint Directors of Laboratories (JDL)*, du ministère de la défense aux Etats-Unis d'Amérique [4], la fusion de données prend le nom de modèle JDL extrêmement populaire dans le domaine militaire [5], [6]. Ce modèle définit la fusion de données comme « *un processus multi-niveaux à facettes multiples ayant pour objet la détection automatique, l'association, la corrélation, l'estimation et la combinaison d'informations de sources singulières et plurielles* ». Le groupe européen SEE (Société d'Electricité et d'Electronique), la branche française de l'Institute of Electric and Electronics Engineers (IEEE) et la branche européenne de l'International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS) ont proposé la définition suivante : « *la fusion de données constitue un cadre formel dans lequel s'expriment les moyens et techniques permettant l'alliance des données provenant de sources diverses* ». Cette définition met l'accent sur le concept et non plus sur les méthodes, techniques ou stratégies [7]. Dans le cadre de notre travail, la définition qui paraît la mieux adaptée est celle donnée par I Bloch [8][9] à savoir : « *la fusion de données consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision* ». En effet, à partir d'un processus, on peut recevoir différentes informations de plus en plus nombreuses et plus complexes. La fusion des différentes données permet d'aider efficacement à extraire des informations de plus en plus pertinentes et à prendre des décisions et

ceci dans le souci d'une robustesse et fiabilité pour que le système soit opérationnel même si une ou plusieurs sources d'informations sont défectueuses [10]. La fusion de données peut donc gérer une multitude d'informations, complémentaires, redondantes, incomplètes et issues de sources hétérogènes, afin d'obtenir la meilleure connaissance possible de l'environnement de décision étudié. Cette association n'est possible que si l'on est capable d'évaluer la connaissance ou l'information contenue dans chacune des sources de données [11].

2.1 Architecture de la fusion d'informations

L'architecture de la fusion d'informations est donnée en figure 1.

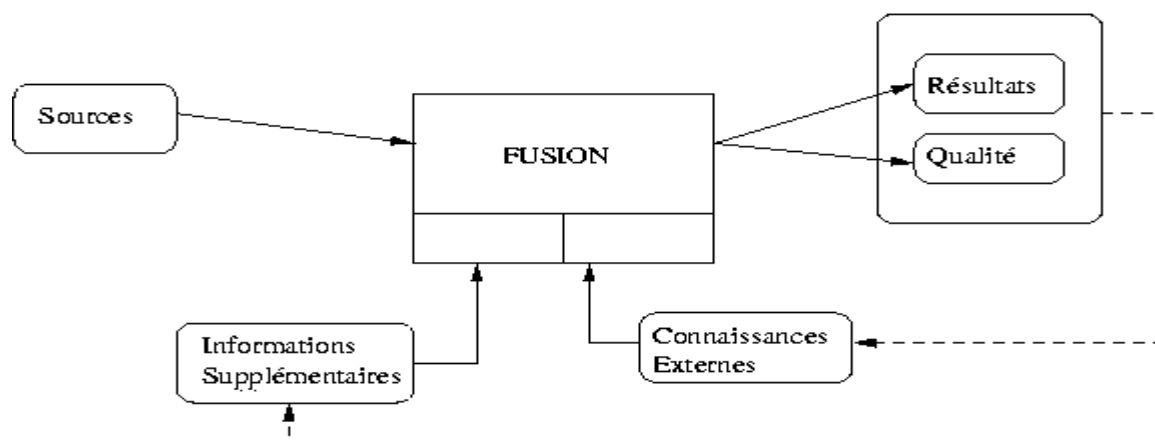


Fig.1 Représentation de la fusion.

En plus du résultat issu d'une décision, il est intéressant d'obtenir, à la sortie de la fusion, un indice de qualité pour pouvoir évaluer l'opération de fusion et compléter les informations supplémentaires. L'intégration de connaissances externes au système permet le choix de la modélisation adéquate pour l'opération de fusion [12].

2.2 Processus de fusion d'informations

En général, la fusion peut se décomposer en plusieurs étapes figure2 [13].

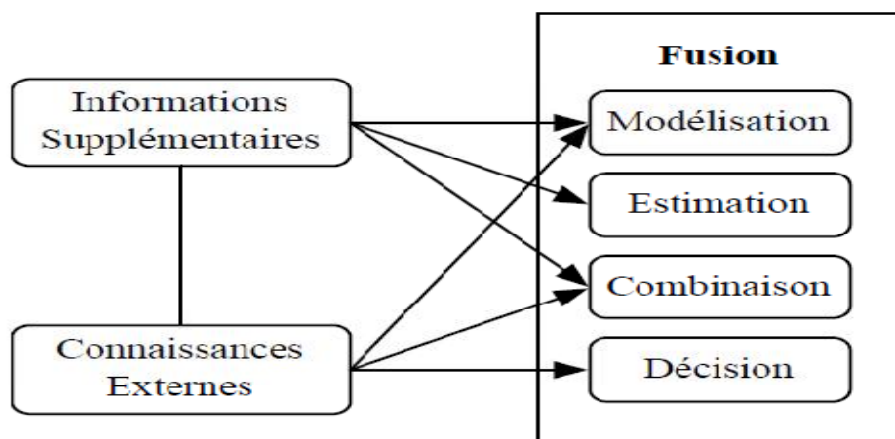


Fig.2. Représentation du nœud de fusion

Les principales étapes de construction d'un processus de fusion sont les suivantes:

- *Représentation homogène et recalage des informations pertinentes*

Les données à fusionner sont souvent hétérogènes. Il est impossible de les combiner sous leur forme initiale. On est alors amené à rechercher un espace de représentation commun dans lequel les différentes informations pertinentes disponibles renseignent sur une même entité. Un premier traitement consiste donc à transformer certaines de ces informations initiales en informations équivalentes dans un espace commun dans lequel s'effectuera la fusion

- *Modélisation des connaissances*

Les données propres à chaque source ne sont pas forcément exploitables en tant que tel, notamment si l'information fournie est très imparfaite et ne donne qu'un aspect de la réalité. Cependant, même imparfaite, toute information peut apporter de la connaissance sur l'état du système. Donc, une étape essentielle du processus de fusion

consiste à modéliser et à évaluer la connaissance apportée par chaque source. Elle est couplée au choix d'un cadre théorique adapté.

- *Fusion*

C'est à ce niveau du processus que l'opération de fusion est réalisée. Les informations modélisées sont combinées selon une règle de combinaison propre au cadre théorique choisi. La fusion d'informations contradictoires doit permettre de gérer les conflits potentiels entre les diverses sources.

- *Décision par choix d'une stratégie*

La fusion permet de choisir l'information la plus vraisemblable, au sens d'un certain critère, parmi toutes les hypothèses possibles. En ce sens, la fusion de données aboutit bien souvent à une affectation d'un ensemble de mesures aux hypothèses possibles. Le critère de décision dépend du cadre théorique dans lequel le processus de fusion a été développé et de l'objectif à atteindre. La principale difficulté de la fusion de données est de pouvoir modéliser et évaluer la connaissance apportée par chaque source afin de tirer le meilleur parti des informations disponibles. Cette opération consiste à exprimer l'imperfection de chaque information en fonction de la source dont elle est issue.

2.3 Etapes de la fusion

Un système de fusion est généralement composé de sources d'information, de moyens d'acquisition d'information, de moyens de communication et de capacités à traiter l'information. Il peut être par conséquent se présenter sous une forme très complexe. Lors de l'étude ou de la présentation d'un système, on dispose des aspects topologiques et des aspects traitement d'informations. La topologie a une influence sur le choix de l'architecture du système de fusion, sur

les choix d'outils, des méthodes de traitement et de communication. On peut trouver, dans la littérature, plusieurs manières de classer les différentes étapes et types de fusion. Cette différence provient principalement du niveau où l'opération de fusion est accomplie, de l'objectif de cette opération, du type de sources et de l'application considérée. On peut par exemple reprendre la classification générale proposée par Dasarathy [14] qui décompose la fusion en trois principaux niveaux à savoir, la fusion de mesures ou des pixels en traitement d'images, la fusion d'attributs en ce qui concerne la combinaison d'informations extraites après diverses phases de traitement et d'analyse des mesures et la fusion de décisions en ce qui concerne la combinaison des décisions obtenues à partir de chaque source. La décision finale est prise en fonction des décisions de tous les capteurs. Dans tous les cas, l'opération de fusion s'effectue en plusieurs étapes telles que [15]:

- *L'alignement* ou conditionnement ou encore harmonisation qui définit un espace commun dans lequel les informations sont projetées pour les rendre comparables. Les données sont donc ramenées dans un même référentiel.
- *La corrélation* pour déterminer des relations entre les différentes données.
- *L'association* pour unir des différentes représentations issues des informations multi-sources. Chaque mesure se trouve associée à l'entité correspondante.
- *La combinaison* des données obtenues après alignement et qui sont en accord avec l'étape d'association pour obtenir une meilleure représentation de l'estimation correspondant à l'attribut avec lequel l'étape d'alignement a été réalisée [16][17].

- *La fusion statique* quand le résultat de l'opération de fusion est obtenu indépendamment des états précédents. On exploite alors uniquement les données de l'instant courant.
- *La fusion dynamique* quand le résultat dépend des états antérieurs.

2.4 Imprécision et incertitudes

Les sources d'information peuvent être de trois catégories. La première catégorie est constituée de capteurs physiques de type image (caméra, télémètre, radar, images IRM, images ultrasonores) ou de type signal (température, vitesse, accélération, etc.). La deuxième comporte les capteurs logiques (analogiques ou numériques) soit avec modules de traitement de signaux soit avec modules de traitement d'images. Le type des informations à fusionner varie selon le domaine d'application. Ces informations peuvent être de nature différente. Elles pourront être également imprécises, incertaines et incomplètes. C'est à ce cas que nous nous intéressons car notre application traite des informations imparfaites. Ainsi, l'imperfection des informations fait appel à plusieurs concepts. Le premier, concerne l'imprécision des informations. Il est généralement maîtrisé. Le second concept concerne l'incertitude à distinguer de l'imprécision par le fait qu'il ne fait pas référence au contenu de l'information mais à sa qualité. Les imprécisions correspondent à une difficulté dans l'énoncé de la connaissance soit, parce que des connaissances numériques sont mal connues soit, parce que des termes du langage naturel sont utilisés pour qualifier certaines caractéristiques du système de façon vague. Le premier cas est la conséquence d'une insuffisance des instruments d'observation, d'erreurs de mesure etc. Le second provient de l'expression linguistique des connaissances ou de l'utilisation de classes aux limites mal définies (enfant, adulte, vieillard). Les

incertitudes, quant à elles concernent un doute sur la validité d'une connaissance. Les incertitudes peuvent provenir de la fiabilité relative à l'observation faite par un système. Celui-ci pouvant être sûr, capable de commettre des erreurs ou de donner intentionnellement des informations erronées, ou encore, d'une difficulté dans l'obtention ou la vérification de la connaissance (l'affirmation d'une forte douleur par un patient). Des incertitudes sont également présentes dans le cas des prévisions. Il existe d'autres sortes d'imperfections plus ou moins dépendantes de l'imprécision de l'incertitude telles que l'incomplétude et l'indétermination. Une première caractéristique concerne le type d'information à fusionner. Il peut s'agir d'observations directes, des résultats de traitements sur ces observations, de connaissances plus génériques exprimées sous forme de règles par exemple, ou d'avis d'experts. Ces informations peuvent être exprimées sous forme numérique ou sous forme symbolique. Le niveau de l'information qui va être fusionnée est également un aspect très important. On distingue généralement le bas niveau (fusion directe des mesures originales), d'un niveau plus élevé nécessitant une phase de traitement avant la fusion, d'extraction de primitives et de structuration de l'information. D'autres distinctions sur les types de données sont également intéressantes car elles conduisent à des modélisations et à des types de traitements différents comme par exemple, données fréquentes ou rares, informations génériques ou spécifiques. Les informations manipulées dans un processus de fusion sont, d'une part, les informations à fusionner et, d'autre part, des informations supplémentaires qui servent à guider ou à aider la combinaison. Il peut s'agir d'informations sur les données à combiner telles que celles concernant les sources, sur leur dépendance, sur leur fiabilité, des préférences sur les informations à combiner. Il peut s'agir également d'informations contextuelles sur le domaine. Ces informations

supplémentaires ne sont pas toujours exprimées dans le même formalisme que les informations à combiner. Elles peuvent intervenir dans le choix de la modélisation des informations à fusionner. Une des caractéristiques importantes de l'information en fusion est son imperfection. L'information est liée à la source d'où elle provient. Elle peut donc, aussi, être incertaine selon son degré de conformité à la réalité et imprécise selon le défaut quantitatif de la connaissance. Notons que la principale cause de l'incertitude d'une information provient de l'imprécision de l'information. En effet, dans le cas d'informations quantitatives, l'imprécision d'une donnée entraîne une incertitude sur l'information véhiculée. De même, l'incertitude peut induire l'imprécision. Par exemple dire qu'il pleut $10 \text{ mm}^3/\text{h}$ alors qu'il y en a 15, provoque une incertitude sur le temps qu'il fait. Par exemple, le doute sur l'arrivée de la lettre demain peut entraîner une imprécision sur l'estimation du nombre de lettres qui arriveront demain. Ces deux imperfections sont en outre souvent présentes simultanément. Notons, de plus, que l'incomplétude caractérise l'absence d'information apportée par la source sur certains aspects du problème et l'ambiguïté d'une information est le fait que celle-ci entraîne deux ou plusieurs interprétations. La fusion d'informations apportées par une autre source peut permettre de lever une ambiguïté. Quant au conflit, il caractérise deux ou plusieurs informations conduisant à des interprétations contradictoires et donc incompatibles. D'ailleurs, les situations conflictuelles sont fréquentes dans les problèmes de fusion et posent toujours des problèmes difficiles à résoudre. La détection des conflits n'est pas forcément facile et ils peuvent facilement être confondus avec d'autres types d'imperfection ou même avec la complémentarité des sources. Ensuite, leur identification et leur typologie est une question qui se pose souvent, mais de manière différente suivant leur domaine. Enfin, leur

résolution peut prendre différentes formes. Elle peut reposer sur l'élimination de sources non fiables, sur la prise en compte d'informations supplémentaires, etc. Dans certains cas, il peut être préférable de retarder la combinaison et d'attendre d'autres informations susceptibles de lever les conflits ou même de ne pas fusionner du tout. La redondance est un autre phénomène qui provient de la qualité des sources qui apportent plusieurs, fois la même information. La redondance entre les sources est souvent observée, dans la mesure où les sources donnent des informations sur le même phénomène. La redondance est exploitée pour réduire les incertitudes et les imprécisions. On peut parler aussi de complémentarité qui est la propriété des sources qui apportent des informations sur des grandeurs différentes. Elle vient du fait qu'elles ne donnent en général pas d'informations sur les mêmes caractéristiques du phénomène observé. Elle est exploitée directement dans le processus de fusion pour avoir une information globale plus complète et pour lever les ambiguïtés. En ce qui concerne les informations supplémentaires, ce sont des informations qui viennent compléter les informations issues des capteurs. Elles peuvent être issues des connaissances externes de l'expert si celui-ci formalise ces connaissances. Elles peuvent aussi être issues de sources différentes telles que les résultats de la fusion. Ces informations supplémentaires peuvent aider à la modélisation, l'estimation, la combinaison ou la décision de la fusion. Le principal problème pour l'intégration de ces informations et de la connaissance externe vient du fait qu'il est souvent difficile de les formaliser, particulièrement dans le même formalisme que les informations à combiner.

3. Applications

3.1 Domaines d'application de la fusion d'information

La fusion de données a d'abord visé à améliorer la qualité des réponses aux problèmes posés par les militaires. Actuellement, elle est utilisée dans de nombreux domaines tels que la télédétection, la prévision météorologique, la biométrie multimodale, la reconnaissance des écrits et traitement de documents, les applications médicales, la robotique et véhicules intelligents. En télédétection, les données numériques d'un satellite sont transmises sous forme d'images acquises à travers différents canaux à différentes longueurs d'ondes. Ces canaux acquièrent l'information dans différentes bandes spectrales ou à différentes résolutions. La fusion est souvent employée pour combiner les données radar. La prévision météorologique est un autre exemple d'application de la fusion de données: l'air, les satellites, des avions et des ballons météorologiques fournissent des mesures sur l'état de l'atmosphère et sur les propriétés de surface du sol et de l'océan. Au sol, des dizaines de milliers de stations mesurent les paramètres météorologiques, comme la température, le vent, la pression, etc. et les radars suivent les orages et les cellules de pluie. En mer, des bateaux et des bouées automatiques mesurent également les paramètres météorologiques, ainsi que la houle. Toutes ces informations de mesures sont traitées avec des modèles numériques et de fusion pour faire des prévisions du temps qui sont diffusées par les media. La biométrie multimodale fait appel à la combinaison de plusieurs méthodes biométriques telles l'identification par les empreintes digitales, l'iris, etc. La reconnaissance des écrits et traitement de documents utilise plusieurs techniques de reconnaissance de formes. Les applications médicales font appels au traitement d'images et à divers capteurs.

3.2 Réseaux multi-capteurs

Pour pouvoir fonctionner correctement, tout processus doit tenir compte de tous les capteurs pour utiliser toute information issue de l'environnement extérieur. Ainsi, avoir une connaissance précise et complète sur ce milieu nécessite souvent le placement de plusieurs capteurs et il est nécessaire de combiner toutes les informations renvoyées pour optimiser l'action à exécuter. Ainsi, un réseau de capteurs est composé d'un grand nombre de nœuds qui communiquent entre eux. L'espace où agissent ces capteurs est appelé champ de captage. Les nœuds de capteurs sont généralement dispersés dans la zone à surveiller d'une manière arbitraire et ils ont la possibilité de collecter périodiquement les données sur le phénomène surveillé et envoient les rapports de captage à un nœud principal appelé puits [18]. Notons qu'un réseau de capteurs peut contenir plusieurs nœuds puits. En plus de la collecte des rapports, le puits est responsable de la diffusion de données requises et il peut communiquer avec l'utilisateur y compris par Internet ou par satellite dans certains cas. Par exemple, un nœud puits peut demander à tous les capteurs se trouvant dans la région nord du champ de captage d'envoyer un rapport de température toutes les minutes, pendant qu'un autre peut être intéressé seulement par des températures dépassant un certain seuil dans la région sud. Par conséquent, un capteur doit pouvoir stocker toutes les requêtes reçues, et les traiter séparément. Les réseaux de capteurs peuvent donc être composés de différents types suivant leur utilisation. On peut y trouver les capteurs sismiques, thermiques, visuels, infrarouges, acoustiques et radar. Ils sont capables de surveiller une grande variété de phénomènes ambiants tels que la température, l'humidité, le mouvement de véhicules, la pression, le taux de bruits, la présence ou absence de certains types d'objets, la vitesse, la direction et le volume d'un objet

donné, etc. Les nœuds capteurs peuvent être utilisés aussi pour la surveillance continue d'un phénomène, la détection et l'identification d'un évènement ou la surveillance d'un terrain et le contrôle local d'objets déclencheurs d'évènements [19]. Les domaines où les réseaux multi-capteurs peuvent être utilisés sont nombreux. On peut notamment citer :

- *L'agriculture* où les réseaux de capteurs sont capables d'apporter des bénéfices considérables au domaine d'agriculture, grâce à leur habilité de surveiller les taux de pesticides dans l'eau potable, le degré d'érosion du sol, le niveau de pollution de l'air en temps réel etc.

- *Le domaine médical* où les réseaux de capteurs peuvent, par exemple, fournir des interfaces d'aides aux handicapés, permettre la surveillance intégrée des patients, le diagnostic, l'administration des médicaments au sein de l'hôpital, le contrôle des mouvements et processus internes des insectes ou des autres petits animaux. Le contrôle des médecins et des patients dans l'hôpital. Ainsi que la télésurveillance et la collecte des informations physiologiques humaines.

- *L'environnement* qui peut bénéficier de la technologie des réseaux de capteurs sans fil comme le cheminement des mouvement d'oiseaux, des petits animaux et d'insectes, le contrôle des aspects environnementaux qui peuvent affecter les récoltes et le bétail, l'irrigation, les macro-instruments utilisés pour la surveillances des terrains à grande échelle et les explorations planétaires, la détection chimique et biologique, la détection des incendies dans les forêts, les travaux de recherche météorologiques et géophysiques, la détection des inondations, les études de pollution et la schématisation de la bio complexité de l'environnement

- *La télésurveillance des informations physiologiques humaines*, opération qui fournit des informations pouvant être stockées pendant une longue période et utilisées par la suite pour des fins multiples, notamment les explorations médicales. Les réseaux de capteurs installés peuvent également détecter et surveiller le comportement des personnes âgées et permettre une intervention rapide en cas de nécessité. Par conséquent, ces petits nœuds capteurs permettent, aux sujets surveillés, une meilleure liberté de mouvements, ainsi qu'aux médecins une identification plus rapides de certains symptômes prédéfinis. De plus, ils assurent aux sujets une meilleure qualité de vie comparée à celle dans les centres hospitaliers.

- *Les applications militaires* où les réseaux de capteurs peuvent constituer des modules de commande, de contrôle, de communication, de calcul, d'intelligence, de surveillance, de reconnaissance et de ciblage. Le déploiement rapide, l'auto organisation et la tolérance aux pannes de ce type de réseaux les rendent encore plus prometteurs dans un tel domaine. Par ailleurs, avec un grand nombre de capteurs, la défaillance d'un ou de quelques uns d'entre eux n'affectera pas une opération militaire entreprise. Par ailleurs, les chefs des troupes et les commandants d'opérations militaires peuvent constamment surveiller l'état des troupes, les conditions et la disponibilité des équipements et de munitions en utilisant les réseaux de capteurs. Chaque troupe, véhicule, équipement ou munition critique peut porter plusieurs capteurs qui rapportent leurs états d'une manière régulière. Ces rapports sont collectés au niveau d'un nœud spécial dans le réseau (nœuds puits) et envoyés aux chefs de troupes par la suite. Ces rapports peuvent être également renvoyés aux responsables hiérarchiques d'ordre supérieur après avoir été synthétisés avec d'autres informations venant d'autres unités. Des réseaux de capteurs peuvent être utilisés également pour couvrir tous les terrains critiques,

les chemins et les détroits, afin de surveiller de près toutes les activités des forces ennemies. De plus, de nouveaux réseaux de capteurs peuvent être facilement déployés sur les terrains pour répondre à l'évolution des opérations et l'application des nouveaux plans.

- *La sécurité civile* pour identifier et détecter diverses menaces de vols dans une région géographique, et rapporter ces menaces à un utilisateur distant à travers Internet pour les analyser.

4. Conclusion

La fusion de données est employée aussi bien dans la vie quotidienne que dans les technologies les plus récentes. Il existe plusieurs topologies et niveaux de fusion dont le choix dépend de la nature des sources et de l'information. De nombreux travaux sur la fusion de données dans les applications réelles montrent que la fusion améliore nettement les performances du système par rapport à chacune des sources prises isolément. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées. Les principales sont essentiellement basées sur une modélisation floue et probabiliste. Les premières sont issues des approches bayésiennes, de la théorie des croyances Les secondes reposent sur la théorie des sous-ensembles flous et la théorie des possibilités. Ces principales approches feront l'objet du second chapitre. Notons, toutefois, qu'il existe d'autres approches qui peuvent être considérées comme des méthodes de fusions d'informations tel que les classifieurs, les chaînes de Markov cachées, les réseaux de neurones, etc.

Chapitre 2

Méthodes de fusion de données

1. Introduction

Pour la fusion de données ou d'informations, de manière plus générale, il a été développé un cadre théorique pour manipuler et combiner des sources d'information d'origines diverses. Plusieurs méthodes de fusion de données ont été développées pour la modélisation d'un nombre maximum de données en tenant compte de leurs natures très diversifiées, des faiblesses de certaines et des points forts d'autres. Le choix de l'une de ces méthodes s'effectue généralement selon la nature des informations fournies par les sources et le niveau de fusion. Dans ce cadre, les chercheurs ont proposé différentes méthodologies selon leurs domaines de compétence. Dans la littérature, cependant, on ne trouve pas encore de méthode générale

applicable à tous les domaines et aucune technique optimale de fusion n'est encore proposée. En effet, l'optimum change d'une application à l'autre [20]. Mais il existe, toutefois, des méthodes qui donnent en général de meilleurs résultats que d'autres [21]. Dans ce chapitre, sont décrites les quelques méthodes de fusion qui nous paraissent les plus usuelles et les plus citées dans la littérature. Il s'agit particulièrement de méthodes basées sur la décision bayésienne [22] [23], les réseaux de neurones [24], la théorie des possibilités [25], la théorie de l'évidence [26] et la méthode de vote.

2. Décision bayésienne

Dans le domaine de la fusion de données, les méthodes bayésiennes fusionnent les sorties de capteurs exprimées en probabilités *a posteriori*. La formulation mathématique s'exprime comme suit: si $\Theta = \{w_1, \dots, w_i, \dots\}$, $i=1, 2, \dots, N$, est l'espace des hypothèses et $\Omega = \{x_1, \dots, x_k, \dots\}$, $k=1, 2, \dots, K$, celui des observations, en théorie des probabilités, la relation entre les observations $x_k \in \Omega$ et les hypothèses $w_i \in \Theta$ est donnée par un jeu de probabilités conditionnelles donnant la distribution de probabilités sur les observations $x_k \in \Omega$ sachant chaque hypothèse $w_i \in \Theta$. Dans l'observation d'un système, une source d'information fournit son opinion sur les valeurs des hypothèses w_i dans Θ sous la forme d'une vraisemblance définie sur Ω conditionnellement à l'hypothèse $w_i \in \Theta$ que l'on note $p(x_k / w_i)$. Il est alors possible de remonter aux causes de cette observation en estimant les distributions de probabilités *a posteriori* $p(x_i / w_k)$ par le théorème de Bayes [27] qui est exprimé par l'expression suivante:

$$p(w_i / x) = \frac{p(x / w_i)p(w_i)}{\sum_{i=1}^K p(x / w_i)p(w_i)} \quad (1)$$

Où $p(w_i)$ est la probabilité *a priori* de l'hypothèse w_i , et $p(x_k / w_i)$ la probabilité d'observer l'information x_k lorsque l'hypothèse w_i est réalisée.

En d'autres termes, cette règle, très pratique, du fait que l'on connaît souvent la probabilité *a posteriori* $p(x/w_i)$, exprime aussi la détermination de la meilleure classe $w_i(x)$ ou la classe la plus probable à laquelle est affectée l'observation x . Cette règle nécessite, toutefois, la connaissance des probabilités *a priori* conditionnelles qui ne sont pas directement accessibles à l'expérience. En effet, les lois $p(x_k / w_i)$ et $p(w_i)$ sont, pratiquement, rarement connues. Elles sont souvent estimées à partir des données. Les probabilités $p(w_i)$ sont déterminées par l'expérience ou par une analyse d'exemples (base d'apprentissage) et les probabilités conditionnelles $p(x_k / w_i)$ sont estimées par des lois statistiques. Ces dernières peuvent être paramétriques. Dans ce cas, une forme est choisie pour $p(x_k / w_i)$ et ses paramètres peuvent être estimés par maximum de vraisemblance par exemple, ou non paramétriques comme, par exemple, les fenêtres de Parzen [28].

3. Réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones sont des outils très utilisés pour la classification, l'estimation, la prédiction et la segmentation. Ils sont aussi utilisés dans la fusion de données. Ils sont issus de modèles biologiques et sont constitués d'unités élémentaires (les neurones) et organisées selon différentes architectures proposées [29]. Ils sont apparus dans les années cinquante et sont utilisés industriellement

depuis les années 80. Un noeud reçoit des valeurs en entrée et renvoie n valeurs en sortie. Toutes ces valeurs sont normalisées pour être comprises entre 0 et 1 et, parfois, entre -1 et 1, selon les bornes de la fonction de transfert. Une fonction de combinaison calcule une première valeur à partir des noeuds connectés en entrée et poids des connexions. Dans les réseaux les plus courants, les perceptrons, il s'agit de la somme pondérée $\sum n_i p_i$ des valeurs des noeuds en entrée. Afin de déterminer une valeur en sortie, une fonction d'activation est appliquée à cette valeur. Les noeuds de la couche d'entrée sont triviaux dans la mesure où ils ne combinent rien, et ne font que transmettre la valeur de la variable qui leur correspond. Un noeud de perceptrons se présente donc comme suit (figure1):

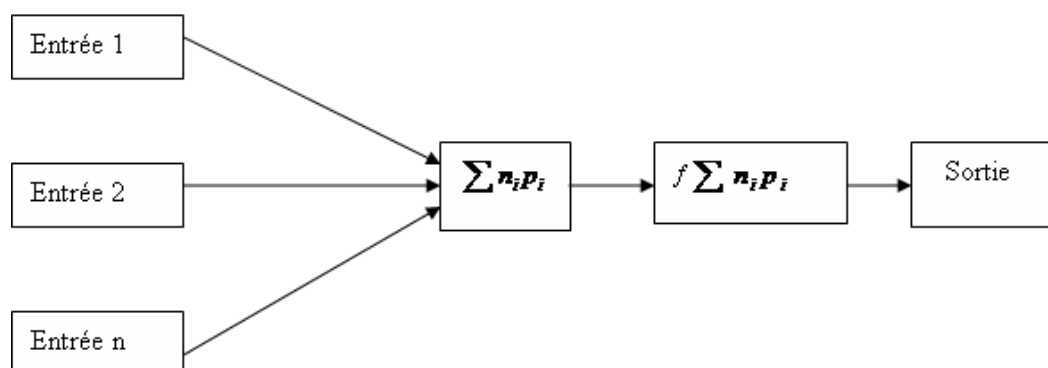


Fig.1 Noeud d'un réseau de neurone

Dans ce schéma, n_i est la valeur du noeud i du niveau précédent. La sommation sur i correspond à l'ensemble des noeuds du niveau précédent connectés au noeud observé et p_i , le poids associé à la connexion entre i et le noeud observé. Dans ce schéma, on note aussi que f est la fonction de transfert associée au noeud observé. De façon générale, les étapes dans la mise en oeuvre d'un réseau de neurones pour la prédiction ou le classement sont :

1. l'identification des données en entrée et en sortie,
2. la normalisation de ces données,

3. la constitution d'un réseau avec une structure adaptée,
4. l'apprentissage du réseau,
5. le test du réseau,
6. l'application du modèle généré par l'apprentissage,
7. la dénormalisation des données en sortie.

Les avantages d'un tel réseau est que le résultat de l'apprentissage est un réseau constitué de cellules organisées selon une architecture, définie par une fonction d'activation et un très grand nombre de poids à valeurs réelles. Les réseaux traitent facilement les données réelles normalisées et les algorithmes sont robustes au bruit. Ce sont, par conséquent, des outils bien adaptés pour le traitement de données complexes éventuellement bruitées comme la reconnaissance de formes et le calcul d'une sortie à partir d'un vecteur d'entrée. Par contre, l'échantillon nécessaire à l'apprentissage doit être suffisamment grand et représentatif des sorties. En effet, il faut passer un grand nombre de fois tous les exemples de l'échantillon d'apprentissage avant de converger, pouvant rendre, ainsi, le temps d'apprentissage long. Sachant que l'apprentissage n'est pas incrémental et, si les données évoluent avec le temps, il est nécessaire de relancer une phase d'apprentissage pour s'adapter à cette évolution.

4. Théorie des possibilités

La théorie des possibilités suscite un intérêt important de la part des chercheurs qui éprouvent les besoins de généraliser des modes de raisonnement naturels, d'automatiser la prise de décision dans leur domaine et de construire de systèmes artificiels effectuant les tâches habituellement prise en charge par les humains. Nos connaissances sont souvent imparfaites, soit parce qu'elles sont incertaines (il y a un doute sur leur validité) ou imprécises (il y a une difficulté à les

exprimer clairement). Ainsi, le monde réel apparaît à la fois imprécis et incertain, les limites des états de la nature ne sont pas toujours très nettes, mêmes les données bien connues de l'univers sont parfois approximatives. Ainsi, La théorie des possibilités est un outil mathématique qui permet une gestion efficace de l'imprécision et de l'incertitude qui peut être lié à certaines données. Elle a été définie par Zadeh en 1978 [30] et développée par Dubois et Prade [31] à partir de la théorie des sous-ensembles flous. La théorie des possibilités modélise, la préférence que l'on a pour une proposition, c'est-à-dire, un moyen de dire dans quelle mesure, la réalisation d'un événement est possible et dans quelle mesure on en est certain [32]. Dans cette théorie, on formalise donc ces deux évaluations à travers une mesure de possibilité et une mesure de nécessité. Ces deux mesures prennent leurs valeurs dans l'intervalle $[0,1]$. Un événement est tout à fait possible si la mesure de sa possibilité est égale à 1, et impossible si celle-ci est nulle. En fait, une mesure de possibilité donne une information sur un événement A relatif à un ensemble de référence fini X , mais elle ne suffit pas pour décrire l'incertitude existant sur cet événement. Pour compléter l'information sur A , on indique le degré avec lequel la réalisation de A est certaine, par l'intermédiaire d'une mesure de nécessité, grandeur duale d'une mesure de possibilité. La mesure de possibilité se fait comme suit: soit U un ensemble d'événements élémentaires u . On appelle mesure de possibilité et on note Π une fonction définie sur l'ensemble des parties $P(U)$ de U à valeurs dans $[0,1]$ telle que :

- $\Pi(f) = 0$
 - $\Pi(U) = 1$
 - $\forall i, A_i \in P(U), \Pi(\bigcup A_i) = \sup \Pi(A_i)$
- (2)

Un degré de possibilité $\Pi(A) = 1$ indique que l'événement A est complètement possible, inversement $\Pi(A) = 0$ signifie que A est impossible. Une distribution de possibilité assigne, à chaque élément u de U , une possibilité $p(u) \in [0,1]$. La distribution est normalisée. L'expression (2) peut être étendue au cas où A est un sous-ensemble Flou (caractérisé par sa fonction d'appartenance $m_A(X)$) :

$$\Pi(A) = \sup_{x \in U} \min(m_A(X), p(X))$$

La mesure de nécessité N est une mesure duale de la mesure de possibilité. $N(A)$ indique le degré avec lequel la réalisation d'un événement A est certaine. En effet, la possibilité est insuffisante pour représenter l'information sur un événement puisqu'elle nous informe uniquement sur l'occurrence de cet événement. On peut constater que deux événements A et son contraire \bar{A} peuvent être tous les deux possibles, ce qui correspond à une situation d'ignorance totale. C'est pour lever cette ambiguïté que cette mesure complémentaire a été introduite. On dit qu'un événement est certain si son événement contraire est impossible, d'où le lien entre les deux mesures.

- $\forall A \in P(U), N(A) = 1 - \Pi(\bar{A})$
- $\Pi(A) + N(\bar{A}) = 1$ (3)
- $N(A) \leq \Pi(A)$ un événement doit d'abord être possible avant d'être nécessaire
- $\Pi(A) < 1 \Leftrightarrow N(A) = 0, N(A) > 0 \Leftrightarrow \Pi(A) = 1$ Tout événement dont on est au moins un peu certain est possible.
- Si la mesure de possibilité est déterminée à partir d'une distribution de possibilités,

$$N(A) = \inf \{1 - p(x) / x \notin A\}$$

La nécessité d'un événement flou généralisant l'expression (3) se déduit à partir de sa distribution de possibilité en appliquant l'expression (4) en utilisant la complémentation floue :

$$N(A) = \inf_{x \in X} \{ \text{Max} (m_A(X), 1 - p(X)) \} \quad (4)$$

La théorie des possibilités est basée sur la distribution de possibilité primordiale pour la modélisation d'un événement plus ou moins connu, où le degré de connaissance se trouve quantifié dans l'intervalle $[0, 1]$. $\pi_X(u)$ désigne le degré de possibilité avec lequel la variable de discours X prend la valeur u . Pour obtenir une distribution de possibilité plusieurs méthodes existent [33] Les plus utilisées sont :

- *La méthode basée sur le concept de distance*

Une méthode basée sur le concept de distance est proposée en supposant une interprétation de la fonction d'appartenance en termes de distance à un prototype idéal. Ainsi, plus l'objet x est près de ce prototype, plus la valeur de la fonction d'appartenance est proche de 1, et inversement [34].

$$p(X) = \frac{1}{1 + d(x)} \quad (5)$$

Où $d(x)$ peut être n'importe quelle fonction de distance.

$p(X)$ Prend ses valeurs dans $[0, 1]$.

- *Les méthodes heuristiques*

Basées sur un choix *a priori* de la forme de la distribution, puis une détermination de paramètres, soit par expertise, soit par certains tests statistiques. Ce genre de démarche est très répandu dans le traitement de certains problèmes de contrôle. Ainsi que dans l'analyse de quantificateurs relatifs au langage humain [35].

Chaque source d'information ($S_j, j = 1, \dots, L$) étant représentée par une distribution de possibilité, les combinaisons conjonctives et disjonctives sont interprétées respectivement en termes d'intersection et d'union des distributions de possibilité des sources sont données par [36]:

$$p_{\wedge}(X) = \prod_{j=1}^L p_j(x)$$

$$p_{\vee}(X) = \bigcup_{j=1}^L p_j(x)$$

5. Théorie de l'évidence (Les fonctions de croyance)

La théorie de l'évidence est une généralisation de la théorie bayésienne. Elle a été introduite par Shafer [37], mais les origines de la théorie sont attribuables à Dempster [38], par ses travaux sur les bornes inférieure et supérieure d'une famille de distributions de probabilités. A partir du formalisme mathématique développé Shafer a montré l'intérêt des fonctions de croyance pour la modélisation de connaissances incertaines [39]. En effet, Cette théorie permet de gérer les situations d'ignorance. La modélisation des informations se fait à l'aide de fonctions de croyance. Une fois les fonctions de croyance obtenues, la fusion est réalisée par l'intermédiaire de la règle de combinaison de Dempster. L'utilisation de cette théorie ne nécessite pas de connaissance *a priori* sur le problème à traiter. Dans ce formalisme, un degré de croyance, également appelé une masse, est représentée comme une fonction de croyance plutôt qu'une distribution de probabilité. Les valeurs de probabilité sont affectées à des *ensembles* de possibilités (hypothèses) plutôt qu'à des événements uniques. Cette théorie affecte ses masses à l'ensemble des sous-ensembles des entités qui composent un système. La théorie de l'évidence n'impose aucune relation entre un événement et sa négation. Cette approche ne modélise que la croyance créditée à une

classe, sans influencer la croyance attribuée aux autres classes. La difficulté de mise en oeuvre de la théorie de l'évidence se situe au niveau de l'obtention des fonctions de croyance car il n'existe pas de méthodes spéciales pour ce problème. Dans la plupart des cas, la modélisation utilisée dépend de l'application envisagée [40], [41]. Cette méthode permet de représenter explicitement, à partir d'outils mathématiques, l'incertitude liée aux connaissances comme par exemple, l'avis des experts donné sur le degré de plausibilité ou le degré de croyance que la pluie tombera dans quelques jours. Par cette méthode, on peut donc, modéliser le degré de croyance, notion « de croyance » qui peut se révéler particulièrement efficace lors de la combinaison de différents points de vue (fig.2). Connue pour son efficacité dans de multiples applications telles que la fusion multi capteurs, le diagnostic, la classification, la combinaison de classifieurs, la télédétection, la prise de décision, le traitement d'images, la reconnaissance de formes, la surveillance de l'environnement, etc. [42].

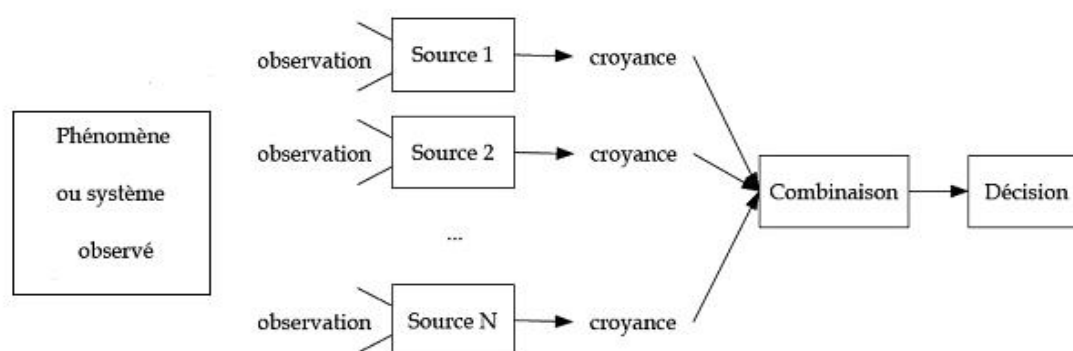


Fig.2 : Fusion d'information

5.1 Les fonctions de croyances

Soit $\Omega = \{H_1, H_2, H_3, \dots, H_M\}$ l'ensemble des propositions possibles du problème posé, appelé cadre de discernement ou corps évidentiel. On

suppose que le cadre de discernement est exhaustif et que les hypothèses sont exclusives. Cette notion est aussi appelée monde fermé (closed world). Toutefois, il est possible de s'affranchir de cette condition en admettant que l'ensemble Ω est un cadre de discernement non exhaustif. Cette approche est alors appelée hypothèse du monde ouvert (open world) [43]. Dans notre cas, c'est l'hypothèse d'exhaustivité de Ω qui sera prise en considération. A partir de cet ensemble Ω , on définit un ensemble noté 2^Ω défini de la manière suivante :

$$2^\Omega = \{A / A \subseteq \Omega\} = \{f, \{H_1\}, \dots, \{H_M\}, \{H_1, H_2\}, \dots, \Omega\}.$$

Cet ensemble contient les hypothèses singletons de Ω , toutes les disjonctions possibles de ces hypothèses ainsi que l'ensemble vide. Par la suite, nous noterons H_n une hypothèse singleton et A une proposition désignant indifféremment une hypothèse ou une disjonction d'hypothèses. Une information qui peut être issue d'un capteur, d'un agent, d'un expert, etc. traduisant une opinion sur l'état d'un système est caractérisée par des degrés de croyance dans les différentes hypothèses. Ces degrés de croyance peuvent être décrits par une *fonction de croyance* ou *d'allocation de masse* notée m qui est définie par :

$$m : 2^\Omega \rightarrow [0,1] \quad (6)$$

Cette fonction vérifie les propriétés suivantes :

$$m(f) = 0$$

$$\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$$

La quantité $m(A)$ est la part de croyance placée strictement sur A . La quantité se différencie d'une probabilité par le fait que la totalité de la croyance est répartie non seulement sur les hypothèses singletons H_n mais aussi sur les hypothèses composites A . On peut alors accorder

une partie de la croyance à une proposition et, ainsi, affecter à l'ensemble des hypothèses contenues dans la proposition, une croyance à la réalisation de chacune d'entre-elles sans prendre parti pour l'une d'elles précisément. Les sous-ensembles de 2^Ω dont la masse est non nulle sont appelés *éléments focaux*. Une situation d'ignorance totale est donnée par $m(\Omega) = 1$ et de certitude totale, sur une hypothèse singleton, par $m(H_n) = 1$.

La fonction d'allocation de masse m permet de construire la notion de crédibilité ou croyance et de plausibilité. La fonction de crédibilité est définie par :

$$\begin{aligned} \forall A \subseteq \Omega, A \neq f, Bel(A) &= \sum_{B \subseteq A} m(B) \\ Bel(f) &= 0 \end{aligned} \quad (7)$$

où $Bel(A)$ regroupe l'ensemble des croyances apportées par les éléments qui composent A et La fonction de plausibilité, notée Pl , exprime que, plus un élément est vrai, moins son contraire l'est. Si A est une proposition, $Pl(A)$ mesure combien l'information apportée par une source ne contredit pas A . Elle est définie :

$$\begin{aligned} Pl(A) &= \sum_{B \cap A \neq f} m(B) \forall A \subseteq \Omega, A \neq f \\ Pl(f) &= 0 \end{aligned} \quad (8)$$

La plausibilité de A est également reliée à la crédibilité du complémentaire de A . Elle correspond à toute l'information ne créditant pas la véracité du complémentaire de A .

$$Pl(A) = 1 - Bel(\bar{A})$$

Dans la théorie de Dempster-Shafer, on peut interpréter l'intervalle défini par $[Bel(A), Pl(A)]$ comme un encadrement de la probabilité réelle de A . $Bel(A)$ est « la probabilité basse » et $Pl(A)$ est « la probabilité haute ». La distribution de masse de croyance m et la fonction de

crédibilité Bel sont deux représentations équivalentes d'une même information.

5.2 Combinaison des croyances

La théorie de Dempster-Shafer permet de combiner des informations issues de sources différentes, car d'après Shafer, si deux fonctions de croyance sont définies sur un même cadre de discernement alors ce cadre de discernement distingue l'interaction pertinente entre deux informations. De ce fait, les informations doivent être définies sur un même cadre de discernement de façon que l'on puisse en déduire leur somme orthogonale suivant la règle de combinaison de Dempster. Cette somme est toujours une fonction de croyance et prend en compte l'influence de toutes les autres. Ainsi, si nous disposons de plusieurs sources d'information et de fonctions d'allocation de masse, le problème est de combiner les informations. Par exemple, pour deux sources S_1 et S_2 produisant les masses m_1 et m_2 , le vecteur de masse m par fusion ($m = m_1 \dot{\cup} m_2$), d'après la règle orthogonale de Dempster, est donné par :

$$m(H) = \frac{1}{1-K} \sum_{A \cap B = H} m_1(A) \cdot m_2(B) \quad \forall H \subseteq \Omega, \text{ et } H \neq f \quad (9)$$

$$\text{Où } K = \sum_{A \cap B = f} m_1(A) \cdot m_2(B)$$

où K est la masse de croyance conflictuelle existant entre les fonctions de croyance à combiner.

Si $K = 0$, les sources sont en parfait accord mais si K est égal à 1, elles sont en conflit total.

Une fois toutes les masses sont obtenues, la dernière étape est de prendre la décision.

5.3 Règle de décision

Plusieurs règles de décision ont définies. Le plus souvent, la décision repose sur le maximum de la croyance ou de la plausibilité. A partir des fonctions de croyance, on peut considérer la probabilité pignistique [44]. Plus généralement, la fonction de décision δ pour une forme entrante x est donnée par :

$$d (X) = H_n \quad (10)$$

Ou $H_n = \arg [\max g (H_i)]$, $H_i \in \Omega$ et ou $g (.)$ est la fonction de crédibilité (Bel), ou de plausibilité ou de probabilité pignistique.

La théorie de l'évidence, à partir des mathématiques probabilistes, présente un cadre formel de raisonnement dans l'incertain, un modèle qui permet de modéliser la connaissance. En effet, à travers les fonctions de croyance qui sont des outils de mesure de la probabilité subjective, on peut évaluer le degré de vérité d'une affirmation d'un avis d'expert. Avec l'introduction des masses d'évidence, la règle de combinaison permet de traiter l'information au point d'aboutir à sa fiabilité. Ce qui aide grandement dans la prise de décision.

6. Méthodes du vote

Le principe du vote a été formalisé par le mathématicien et philosophe Condorcet [45]. Plusieurs méthodes de vote ont été proposées. Elles sont sans apprentissage et non paramétriques. Elles sont surtout utilisées dans les élections. Cette approche présente l'avantage d'être très simple et naturelle et elle ne nécessite aucune connaissances *a priori*. La règle de base peut cependant être modifiée de façon à intégrer les imperfections des données sous forme de fiabilité. Le principe du vote est la méthode de fusion d'informations la plus simple à mettre en œuvre et bien adapté à la prise de décisions

[46]. Pour la formulation, posons $S_j(x) = i$, le fait que la source S_j décide d_i . De plus, nous supposons que les décisions d_i sont exclusives.

Ainsi, à chaque source, est associée la fonction indicatrice

$$M_i^j(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } S_j(x) = i, \\ 0 & \text{si non} \end{cases}$$

La combinaison des sources est exprimée par la relation suivante: par

$$M_K^E(x) = \sum_{j=1}^m M_K^j(x)$$

Pour tout k . L'opérateur de combinaison est donc associatif et commutatif. La règle du vote majoritaire consiste à choisir la décision prise par le maximum de sources, c'est-à-dire le maximum de M_K^E . Cependant cette règle simple n'admet pas toujours de solutions dans l'ensemble des décisions $\{d_1 \cdots d_n\}$ comme dans le cas où le nombre de sources m est paire et $m/2$ sources décident d_{i_1} et $m/2$ autres sources décident d_{i_2} , ou encore dans le cas où chaque source affecte à x une classe déférente. Dans cette situation, il est nécessaire d'ajouter une classe d_{n+1} qui représente l'incertitude totale dans un monde fermé $d_{n+1} = \{d_1 \cdots d_n\}$.

La décision finale de l'expert prise par cette règle s'écrit donc par :

$$E(x) = \begin{cases} K & \text{si } \max_K M_K^E(x), \\ n+1 & \text{si non} \end{cases}$$

Cette règle est cependant peu satisfaisante dans les cas où les sources donnent le maximum pour des classes différentes. La règle la plus employée est la règle du vote majoritaire absolu, souvent désignée simplement par la règle du vote majoritaire tellement cette dernière a peu d'intérêt en soi. La règle du vote majoritaire absolu est donnée par:

$$E(x) = \begin{cases} K & \text{si } \max_k M_k^E(x) > \frac{m}{2} \\ n + 1 & \text{si non} \end{cases}$$

La méthode du vote est appliquée lorsque l'information s'exprime de façon symbolique sous forme d'hypothèses. C'est pourquoi elle est davantage adaptée à la fusion de décisions pour des applications de classifications, de reconnaissance, de détection et d'identification. Du fait que c'est une méthode simple à mettre en œuvre et que dans sa version du vote majoritaire absolu ou non, il n'est pas utile d'avoir une connaissance *a priori*, elle a souvent été comparée à d'autres approches de fusion d'informations. Ainsi, la compare avec différentes approches bayésienne et l'approche de Dempster-Shafer. Sa conclusion montre que l'approche par vote reste moins bonne que les autres [47].

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les principes de quelques méthodes de fusion de données parmi les plus connues. Nous avons indiqué quelques points forts et faibles de chaque méthode qui mettent en évidence le fait qu'elles ne sont pas toutes de même qualité. La suite de ce mémoire est consacrée à l'application des fonctions de croyance pour le contrôle de l'environnement d'une serre agricole.

Chapitre 3

Application à une serre agricole

1. Introduction

La fusion multi capteur se présente comme un moyen très efficace pour le contrôle de l'environnement d'une serre agricole. La fusion d'information issue de différents capteurs qui permettent de recueillir les paramètres d'environnement (température, humidité, rayonnement etc.) a fait l'objet de plusieurs recherches [48]. L'objectif de ces recherches est de trouver une approche moderne pour améliorer le contrôle du microclimat d'une serre agricole. Pour cela, différentes méthodes de fusion de données issues des plusieurs différents capteurs ont été développées. L'application que nous avons entreprise dans le cadre de ce présent travail est l'adaptation de la Technique de Dempster-Shafer (DST) en vue

d'optimiser les paramètres du climat dans des intervalles bien déterminés selon le type de la plante à cultiver. Pour ce faire, une modélisation qui consiste d'abord à définir les facteurs de changement microclimatique à l'intérieur de la serre agricole est tout d'abord nécessaire. Des données numériques issues des capteurs pendant la période cultivatrice sont recueillies et une base de données est ainsi construite. Ces données ont été prélevées dans une serre agricole dans la plaine de la Mitidja concernant la culture de l'olivier. Ainsi, dans ce chapitre, en premier lieu, une serre agricole moderne ainsi que les données que nous avons utilisées pour notre application sont présentées. Ensuite, après la description détaillée de la méthodologie que nous avons adoptée pour la fusion multi capteurs, les résultats obtenus sont donnés.

2. Serre agricole

Dans une serre agricole, il existe plusieurs paramètres qu'il y a lieu de maîtriser en fonction des plantes qui y sont cultivées. Cependant, il existe des périodes pendant lesquelles ces paramètres tels la température, l'humidité, la luminosité etc., à l'intérieur de la serre, deviennent dangereux pour la plante. La capacité de l'homme à avoir des jugements précis et rapides, dans ce cas, sont limitée. C'est ainsi que beaucoup de systèmes de contrôle automatique et de régulation ont été introduits dans une serre agricole pour se substituer à l'intervention de l'homme en le libérant des contraintes astreignantes de surveillance du microclimat à l'intérieur de la serre. Notons qu'un microclimat est un ensemble de conditions atmosphériques qui caractérise un espace homogène de la serre [49] et qui contribue au déroulement de la croissance et du développement des différents organes d'une plante. Ainsi, le microclimat est un facteur de rendement qu'il est nécessaire de

maîtriser pour obtenir des rendements optimaux des cultures. La température, l'hygrométrie et la luminosité sont les éléments principaux sur lesquels il faut veiller pour commander au mieux l'atmosphère d'une serre. Ceci a des conséquences sur la croissance, l'initiation florale, la fructification, la précocité de maturité, la qualité des récoltes et les problèmes parasitaires [50]. En effet, les températures trop basses provoquent des troubles qui peuvent être irréversibles conduisant, ainsi, au ralentissement puis à l'arrêt des fonctions cellulaires des plantes. Avec l'apparition de glace au sein du cytoplasme et de la vacuole, les altérations peuvent être encore plus poussées. De plus, la germination ne se produit que dans des limites assez étroites de la température. En effet, en dessous d'une certaine valeur, la graine ne peut plus germer et, au-delà d'une autre valeur, le phénomène de germination devient impossible. La température agit aussi sur la photosynthèse Celle-ci ne commence à s'exercer qu'à partir d'une certaine température optimale selon la plante [51]. Aux températures élevées, les feuilles peuvent résister avec la transpiration qui provoque un certain refroidissement tout comme elles peuvent carrément sécher si la température excessive dure plus longtemps. Par ailleurs, l'atmosphère saturante de la serre en début de journée favorise la prolifération et le développement des champignons et de divers prédateurs qui trouvent le la serre comme une source intarissable de nourriture. Pour contrer ce phénomène, il s'avère nécessaire de contrôler l'humidité en agissant sur les autres caractéristiques du milieu comme la lumière sous serre et la température ambiante. Cependant, l'humidité peut empêcher le développement de certains parasites des plantes qui prolifèrent dans la serre. De plus, dans une serre, l'humidité augmente en l'absence de renouvellement d'air et, durant la nuit, elle augmente encore plus avec le phénomène de condensation alors que, pendant la journée,

l'élévation de la température tend à diminuer cette humidité [52]. Un autre paramètre très important à prendre en compte est la *lumière*. Ainsi, une quantité minimum de lumière est nécessaire pour que le processus photosynthétique puisse s'opérer. Il faut, cependant, prévenir tout excès de lumière pour éviter à la plante un échauffement inutile. En effet, un excès d'énergie lumineuse provoque une saturation de la fonction chlorophyllienne [53].

2.1 Description de la serre utilisée

La serre dans laquelle toutes les données expérimentales ont été recueillies est située dans la plaine de Mitidja, au nord-est d'Alger. La figure 1 montre un exemple de serre moderne.



Fig.1 Exemple de serre moderne [54]

La serre utilisée a une forme horticulture constituée de verre. Elle occupe une surface de 48m² environ et est équipée d'un ensemble de capteurs et d'une armoire de pilotage et de commande pour l'acquisition et le contrôle automatique des paramètres de l'environnement pour favoriser un meilleur développement des plantes. Le système de pilotage de cette serre assure les opérations suivantes : «Refroidissement », «Humidité», «Ombrage», «Eclairage », « Aération » et « Bancs ». Ces opérations permettent de fixer la température ambiante de la serre, l'hygrométrie, la luminosité

pendant la journée, la lumière pendant la nuit et la température à l'intérieur du substrat des bancs. La température ambiante est maintenue à une valeur désirée à l'aide d'une soufflerie d'air. L'hygrométrie permet de fixer l'humidification de l'air qui peut se faire aussi par ouverture de panneaux disposés sur la toiture de la serre. L'ombrage est assuré par le déploiement d'un rideau, la journée, et, la nuit, l'éclairage est garanti par un ensemble de lampes. L'aération est assurée par l'ouverture de fenêtres au niveau de la serre. Pour les bancs d'enracinement, modulaires et surélevés à 70 à 80 cm du sol, ils sont équipés d'un système de drainage constitué d'un système de tube d'eau chaude dans lesquels la circulation d'eau chaude permet de maintenir la température du substrat d'enracinement selon les besoin de la plante.

Pour mesurer les différentes grandeurs précédemment citées, un ensemble de différents capteurs sont disposés dans la serre (fig.2).





			
Capteur de la température du sol : Type : PT 100\4-20mA	Capteur de température ambiante Type : PT 100\4-20mA	Capteur de l'humidité. Type : PT 100 4/20mA	Capteur de luminosité. Type : PT 1004 /200mA Gamme de 0-100 K Lux, sortie

Fig.2 Les différents types de capteurs utilisés dans la serre

2.2. Les données utilisées

Les données utilisées dans cette étude sont numériques et collectées par les capteurs cités précédemment durant la période cultivatrice de l'olivier sous serre. Quatre grandeurs de chaque paramètre ont été prélevées par un expert selon l'état de la plante qui est, dans notre cas, rappelons-le, des plantules d'olivier. Ces

prélèvements P_1, P_2, P_3 et P_4 vont nous servir d'hypothèses du cadre de discernement $\Omega = \{H_1, H_2, H_3, \dots, H_M\}$. Les grandeurs utilisées sont données dans le tableau I où les P_i correspondent aux H_i .

Tableau I. Quatre prélèvements de chaque capteur

Prélèvement	Capteur 1 Température du sol en c°	Capteur 2 Température Ambiante c°	Capteur 3 Humidité en%	Capteur 4 Rayonnement En lux
P_1	19	23	85	100
P_2	20	24	95	130
P_3	21	25	90	120
P_4	22	26	100	170

Ces prélèvements ou hypothèses seront utilisés pour le calcul des masses d'information selon la Technique de Dempster-Shafer (DST) pour chaque capteur.

3. Méthodologie

On rappelle que, de manière générale et dans notre application, le processus de la fusion d'information suit quatre étapes, à savoir, la modélisation, l'estimation, la combinaison et la décision. La modélisation utilisée et qui définit le choix du formalisme est la DST. L'estimation qui définit les fonctions choisies dans l'étape de modélisation est basée sur la logique floue. La combinaison ou phase de regroupement des informations est effectuée en utilisant la DST et la décision sur le résultat de la combinaison est obtenue par le calcul de la plausibilité. Ceci est donc effectué en suivant les étapes suivantes:

- choix de la méthode de modélisation,
- identification des facteurs de mesures (température ambiante, humidité, rayonnement, température au sol),
- calcul des masses,

- fusion utilisant la DST,
- mesure de la plausibilité et prise de décision.

3.1 Méthode de modélisation utilisée

Nous proposons, ici, l'utilisation de la DST en vue de prendre une meilleure décision. Comme cela est décrit dans le chapitre précédent, nous rappelons que la DST est fondée sur la manipulation de fonctions de masse et celles-ci sont définies sur l'ensemble de toutes les disjonctions du cadre de discernement ou ensemble $\Omega = \{H_1, H_2, H_3, \dots, H_M\}$ des propositions possibles du problème posé.

3.2 Facteurs de mesures utilisés

Compte tenu de la serre qui nous a servi d'expérimentation avec les capteurs qui y sont disponibles, quatre différents types de mesure ont été effectuées. Il s'agit donc de la température ambiante, de l'humidité, du rayonnement et de la température au sol.

3.3 Calcul des masses

La modélisation des fonctions de masse est un problème crucial pour lequel il n'existe pas de méthode générale. En effet, on rappelle que, selon le type d'application, il existe différentes méthodes permettant d'élaborer les masses de croyances. La plus simple et la plus utilisée reste encore l'expertise humaine dans laquelle les coefficients sont établis manuellement. Dans notre application, les bornes des mesures tirées d'une fiche technique d'un olivier sous serre agricole, sont les suivantes:

- température du substrat d'enracinement : $[18^\circ, 22^\circ]$.
- température ambiante : $[22^\circ, 24^\circ]$.
- humidité ambiante : $[90\%, 100\%]$.

- luminosité : [100lux, 200lux].

Le calcul des masses de croyances respecte ces bornes inférieures et supérieures. Pour initialiser ces masses nous avons utilisé l'approche floue car c'est la meilleure façon de prendre en compte de l'imprécision des informations incomplètes et améliorer, ainsi, la distribution de masse affectée à chaque hypothèse. Ainsi, pour déterminer ces masses, nous avons calculé les degrés d'appartenance ou fonctions d'appartenance $\mu_{H_i}(x)$ des différents paramètres x de l'hypothèse H_i . Pour ce faire, nous avons associé à chaque valeur numérique du tableau I, autrement dit, pour chaque sortie d'un capteur, un terme linguistique qui lui convient conformément au tableau II.

Tableau II. Termes linguistiques utilisés

Capteur physique	Terme linguistique
Température	Chaud, tiède, froid
Hygrométrie	sec, confort, humide
Luminosité	Eclaire, confort, sombre

La fonction d'appartenance $\mu_{H_i}(x) \in [0,1]$ détermine le degré d'appartenance $\mu_{H_i}(x)$ de la mesure x à un jeu flou H_i . La détermination des fonctions de masse à l'aide de cette approche permet d'attribuer des valeurs de masse pour chaque hypothèse à partir des degrés d'appartenance. Notons que dans notre cas, nous avons quatre hypothèses, à savoir :

- $\mu_{H_1}(x)$, degré d'appartenance de x à un jeu flou H_1
- $\mu_{H_2}(x)$, degré d'appartenance de x à un jeu flou H_2 .
- $\mu_{H_3}(x)$, degré d'appartenance de x à un jeu flou H_3
- $\mu_{H_4}(x)$, degré d'appartenance de x à un jeu flou H_4 .

La détermination des quatre fonctions de masse se fait comme suit :

$$\begin{aligned}
 \hat{m}(H_1) &= u_{H_1}(x) \\
 \hat{m}(H_2) &= u_{H_2}(x) \\
 \hat{m}(H_3) &= u_{H_3}(x) \\
 \hat{m}(H_4) &= u_{H_4}(x) \\
 \hat{m}(q_1 \cup q_2) &= \hat{s}(u_{q_1}(x), u_{q_2}(x)) \\
 \hat{m}(q_3 \cup q_4) &= \hat{s}(u_{q_3}(x), u_{q_4}(x))
 \end{aligned} \tag{11}$$

où $\hat{m}(\cdot)$ est une fonction de masse non normalisée et $\hat{s}(\cdot)$ est une estimation caractéristique de l'hypothèse composée.

3.4 Fusion utilisant la DST

Pour la fusion des quatre capteurs, nous avons utilisé la formule (9) du chapitre précédent, à savoir :

$$m(H) = \frac{1}{1-K} \sum_{A \cap B = H} m_1(A) \cdot m_2(B) \quad \forall H \subseteq \Omega, \text{ et } H \neq f$$

$$\text{Où } K = \sum_{A \cap B = f} m_1(A) \cdot m_2(B)$$

Dans notre application, le calcul de ces masses est montré plus bas, au paragraphe résultats de ce chapitre.

3.5 Mesure la plausibilité et prise de décision

Après le fusionnement des quatre sources d'information, on sélectionne l'hypothèse la plus probable et ce, en utilisant l'expression (8) du chapitre précédent, à savoir :

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq f} m(B) \quad \forall A \subseteq \Omega, A \neq f$$

Le maximum de plausibilité ou décision est obtenu en utilisant l'expression (10) du chapitre précédent, soit :

$$d (X) = H_n$$

$$H_n = \arg \left[\max g (H_i) \right], H_i \in \Omega$$

Ou $g (.)$ étant la fonction de plausibilité.

4. Résultats et discussion

Nous donnons, dans cette section, les résultats obtenus pour le calcul des degrés d'appartenance des quatre grandeurs de chaque hypothèse. Les figures suivantes donnent, respectivement, le degré d'appartenance en fonction de la température intérieure (fig.3), la température ambiante (fig.4), l'humidité (fig.5) et le rayonnement (fig.6) des quatre hypothèses en fonction des variables linguistiques définies au tableau II précédent et selon l'expert.

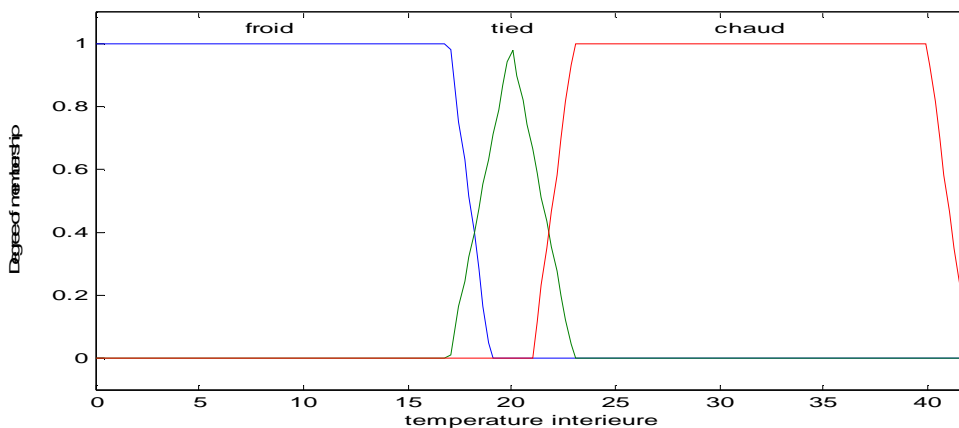


Fig.3 Degré d'appartenance en fonction de la température du sol

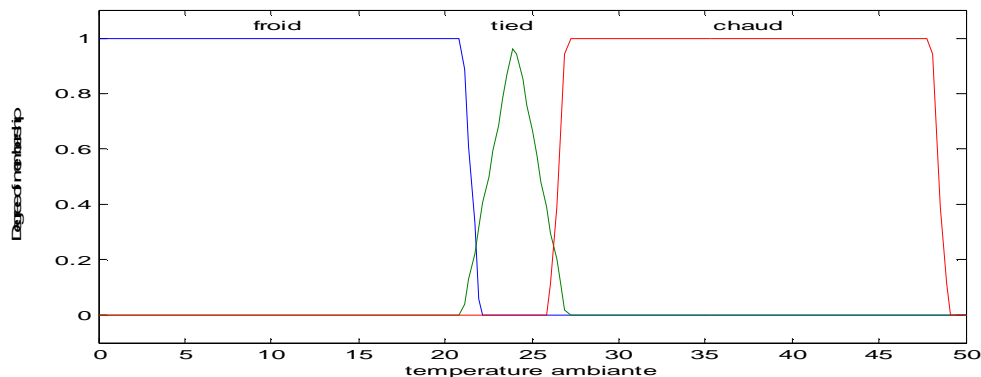


Fig.4 Degré d'appartenance en fonction de la température ambiante

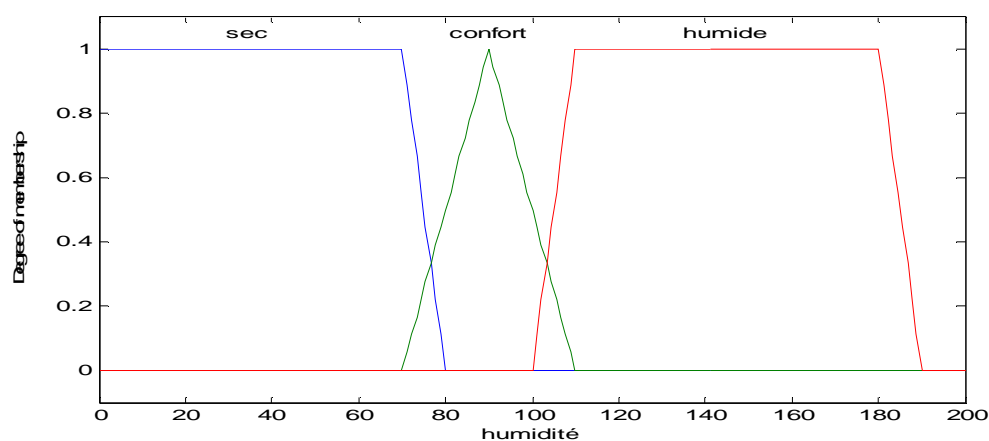


Fig.5 Degré d'appartenance en fonction de l'humidité

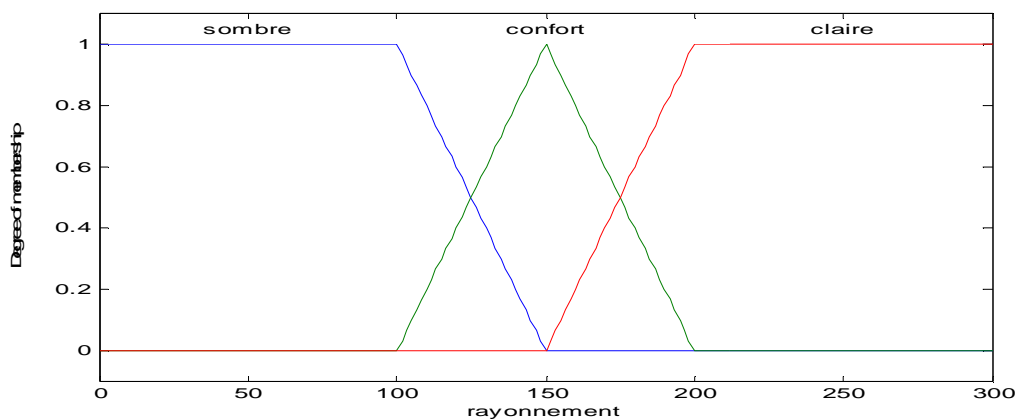


Fig.6 Degré d'appartenance en fonction de rayonnement

Les masses d'information sont déterminées à partir des figures 3, 4, 5 et 6 et conformément aux équations (11) et au tableau I

précédentes. Ces masses estimées, non normalisées, sont données au tableau III.

Tableau.III Valeurs des masses estimées, non normalisées

Hypothèses	Capteur 1 Température du sol (m_1)	Capteur2 Température Ambiante (m_2)	Capteur3 Humidité (m_3)	Capteur4 Rayonnement (m_4)
<i>H1</i>	0.7500	0.6666	0.6666	0.0000
<i>H2</i>	0.7500	1.0001	1.0001	0.6000
<i>H3</i>	0.9999	0.6666	0.6666	0.4000
<i>H4</i>	0.5001	0.3333	0.3333	0.6000

Le tableau IV donne les valeurs normalisées des masses en utilisant l'expression suivante :

$$m_i(.) = \frac{\hat{m}_i(.)}{\sum \hat{m}_i(.)} \quad (12)$$

Tableau. IV Valeurs des masses normalisées

Hypothèses	Capteur 1 Température du sol (m_1)	Capteur2 Température Ambiante (m_2)	Capteur3 Humidité (m_3)	Capteur4 Rayonnement (m_4)
<i>H1</i>	0.2500	0.2500	0.2500	0.0000
<i>H2</i>	0.2500	0.3750	0.3750	0.3750
<i>H3</i>	0.3333	0.2500	0.2500	0.2500
<i>H4</i>	0.1667	0.1250	0.1250	0.3750

Après normalisation, nous appliquons la fusion des masses du tableau IV en utilisant la technique de fusion DST conformément à l'équation (9) du chapitre précédente et nous obtenons les masses m_{1234} fusionnées pour chaque hypothèse comme le montre le tableau V.

Tableau.V Valeurs des masses après la combinaison

Hypothèses	m_{1234}
H1	0.0000
H2	0.6804
H3	0.2680
H4	0.0515

Une fois les sources d'informations fusionnées, il est nécessaire de sélectionner l'hypothèse la plus probable. Pour prendre une meilleure décision, nous avons utilisé la méthode de calcul de plausibilité donnée par l'expression (8) du chapitre précédente, à savoir :

$$Pl(f) = 0$$

$$Pl(A) = \sum_{B \cap A \neq f} m(B) \forall A \subseteq \Omega, A \neq f$$

Ceci donne les plausibilités des quatre hypothèses comme le montre le tableau VI. On rappelle que la plausibilité constitue le degré de confiance maximal que l'on attribue à une hypothèse et permet de déterminer la meilleure hypothèse en donnant le maximum de chances à chacune d'elles.

Tableau.VI Plausibilités des quatre hypothèses

Hypothèses	Plausibilité
H1	0.0000
H2	0.6804
H3	0.2680
H4	0.0515

Le maximum de plausibilité est donné par l'expression (10) du chapitre précédente, à savoir.

$$d(X) = H_n \text{ Avec } H_n = \arg \left[\max_{H_i} g(H_i) \right], H_i \in \Omega$$

Où $g(\cdot)$ est la fonction de plausibilité.

D'après les résultats du tableau VI ci-dessus, nous constatons que la part maximale de croyance soutient l'hypothèse H_2 , dont la plausibilité est la plus élevée. Conformément au tableau IV, nous observons que les quatre capteurs se prononcent en faveur de l'hypothèse H_2 . Cet accord est reflété au niveau de la masse $m_{1234}(H_2)$. Ainsi, la décision retenue sera l'hypothèse H_2 qui représente un optimum de chaque paramètre étudié. Les paramètres de la serre à garder constants dans la serre sont ceux de l'hypothèse H_2 . Ceux sont les paramètres qui permettront le meilleur développement de l'olivier ainsi cultivé.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons employé l'étude de la fusion pour un système multi-capteurs placé dans une serre agricole en vue de fixer les conditions optimales pour le développement de l'olivier. Cette fusion a été appliquée à des données générées par quatre capteurs à savoir, de température du sol et ambiante, de l'humidité et de la luminosité. La méthode de fusion d'information calculée selon la méthode de Dempster-Shafer, nous a permis d'obtenir un résultat optimal quant au développement de cet olivier sous serre. Le contrôle des actionneurs permettant la commande des différents mécanismes qui œuvrent à apporter les changements au niveau de chaque donnée mesurée est une autre étape qui ne rentre pas dans le cadre de ce mémoire.

Conclusion générale

Nous avons présenté dans ce mémoire une approche non-probabiliste de fusion de données multi-capteurs basée sur les fonctions de croyance permettant de représenter et de manipuler l'incertitude envers des données capteurs. Nous avons appliqué cette méthode pour la modélisation des paramètres microclimatique dans une serre agricole, basé sur quatre capteurs fortement hétérogènes. Malgré les données incomplètes et l'ignorance de modèle mathématique des capteurs et de la serre, nous parvenons à optimiser les paramètres du climat dans la serre.

Nous montrons ainsi dans ce mémoire qu'il est possible d'intégrer un nombre important de capteurs au sein d'une serre afin de rendre plus riche l'information portée par un unique capteur même si ces capteurs fournissent des données fortement hétérogènes. Dans notre étude, l'analyse provient de données issues d'un capteur de température du sol et ambiantes et d'un capteur d'humidité et de la luminosité. Enfin, nous pouvons prévoir l'utilisation d'un nombre plus conséquent de capteurs et la possibilité de regrouper et de fusionner les données de ces capteurs, apportant une plus grande certitude aux résultats d'analyse de ces données.

Nous avons décomposé le processus de fusion en trois phases fondamentales. En premier lieu nous avons modélisé des informations, numériques et des connaissances expertes, dans un cadre commun permettant de prendre les imprécisions et les incertitudes. Nous nous sommes, pour cela, placés dans un cadre des fonctions de croyance.

Dans un premières temps l'initialisation des masses de croyance est faite par l'approche floue cette approche a permis de générer un degré d'appartenance de chaque paramètres dans un intervalle défini par un expert. En second lieu, nous avons fusionné différentes données par une somme conjonctive de Dempster. Après cette fusion, nous avons sélectionné l'hypothèse la plus probable. Pour prendre la meilleure décision, nous avons utilisé la méthode de calcul de plausibilité. En dernier lieu, nous avons présenté le résultat de la décision à un expert afin d'évaluer la qualité des résultats qui ont été appréciables. En perspective, il serait intéressant de poursuivre ce travail en introduisant d'autres méthodes de fusion de données et de procéder à au contrôle automatique du réglage des différents capteurs.

Bibliographie

- [1] G Lecomte, "Analyse d'images Radioscopiques et Fusion d'informations multimodales pour l'amélioration du contrôle de pièces de fonderie", Thèse Doctorat, Présentée devant L'institut National des Sciences Appliquées de Lyon, 2005.
- [2] M Arif, "Fusion de Données : Ultime Etape de Reconnaissance de Formes, Applications à l'Identification et à l'Authentification". Thèse de doctorat. Université de Savoie, 2005.
- [3] W Dou, "Segmentation d'images multi spectrales basée sur la fusion d'informations : application aux images IRM", Thèse doctorat de l'université de Caen, Spécialité : Traitement du Signal et des Images, 2006.
- [4] F. Roli, S. Raudys, and G. Marialis. An experimental comparison of fixed and trained fusion rules for crisp classifier outputs. In J. Kittler, F. R., editor, Lecture Notes in Computer Science, International Workshop on Multiple Classifier Systems, p. 232-241, 2002.
- [5] Hendrik J. Antonisse. - Unsupervised credit assignment in knowledge-based sensor fusion systems. IEEE transactions on systems, man, cybernetics, vol. 20, September/October 1990, pp. 1153-1171.
- [6] L Wald, "Data fusion, Definition and architectures, Fusion of images of different spatial resolutions". Presses de l'Ecole des Mines Paris, 2002.
- [7] V. B. Dasarathy, « Sensor fusion potentiel exploitation-innovative architecture and illustrative applications », Proc. of IEEE, Vol. 85, pp. 24-39, 1997.
- [8] I Bloch, " Fusion de Données en traitement d'images : modèles d'information et décision". Traitement du signal, 1994, vol.11, n°6, pp 435 - 446.
- [9] V. Dasigi, R.C. Mann and V.A. Protopopescu. Information fusion for text classification -- an experimental comparison. Pattern Recognition, Vol. 34(12), pp. 2413-2425, 2001.

- [10] A. Dempster, Upper and lower probabilities induced by multi-valued mapping. *Annals of Mathematical Statistics* AMS-38, pp. 325-339, 1967.
- [11] N.-E El Faouzi, "Fusion de données", Rapport INRETS-LICIT (France), 2004.
- [12] Arnaud MARTIN. La fusion d'informations Polycopié de cours ENSIETA (France), Réf. : 1484 Janvier 2005
- [13] P Barralon, "Classification et Fusion de Données Actimétriques Pour la Télévigilance Médicale", Thèse, L'université Joseph Fourier, 2005.
- [14] V. B. Dasarathy, « Sensor fusion potentiel exploitation-innovative architecture and illustrative applications », *Proc. of IEEE*, Vol. 85, pp. 24-39, 1997.
- [15] L. Wald, *Data fusion, Definition and architectures, Fusion of images of different spatial resolutions*. Presses de l'Ecole des Mines Paris, 2002.
- [16] M. Oussalah. Fusion de données par la théorie des possibilités, application à la localisation d'un robot mobile. Thèse, Université d'Evry Val d'Essonne (EVE), 1998.
- [17] M. Oussalah. Fusion de données par la théorie des possibilités, application à la localisation d'un robot mobile. Thèse, Université d'Evry Val d'Essonne (EVE), 1998.
- [18] V. B. Dasarathy, « Sensor fusion potentiel exploitation-innovative architecture and illustrative applications », *Proc. of IEEE*, Vol. 85, pp. 24-39, 1997.
- [19]. Lyes KHELLADI, Nadjib BADACHE. « Les réseaux de capteurs : état de l'art » N° LSI-TR0304 (USTHB), 2004
- [20] X. Dai and S. Khorram, "Data fusion using artificial neural networks: a case study on multitemporal change analysis," *Computers, Environment and Urban Systems*, Vol. 23(1), pp.19-31, January 1999.
- [21] Hichem MAAREF, Mourad OUSSALAH, Claude BARRETI
Fusion de données capteurs en vue de la localisation absolue d'un robot mobile par une méthode basée sur la théorie des possibilités. Comparaison avec le filtre de Kalman. *Traitement du Signal - Volume 16 - n°5*, Pp 3345-359, 1999

- [22] A. Appriou, Probabilités et incertitude en fusion de données multi senseurs, *Revue Scientifique et Technique de la Défense*, pp. 27–40, 1^{er} trimestre 1991.
- [23] A. Appriou, Uncertain data aggregation in classification and tracking processes. In: B. Bouchon-Meunier, Editor, *Aggregation and Fusion of Imperfect Information*, Physica-Verlag, Heidelberg, pp. 231–260, 1998.
- [24] S Tufféry, "data mining et scoring, Bases de données et gestion de la relation client," Groupe bancaire français, universités de Rennes 1 et paris-Dauphine, 2002.
- [25] L. R. Liang and C. G. Looney, Competitive fuzzy edge detection, *App. Soft Comp.*, 3(2), 2003, 123-137.
- [26] G. Shafer. A Mathematical Theory of Evidence. Princeton University Press, Princeton, NJ, 1976.
- [27] T. Taxt and A.H.S. Solberg. « Information fusion in remote sensing. *Vistas in Astronomy*, Vol 41(3), pp. 337-342(6), 1997.
- [28] R. Duda and P. Hart. "*Pattern Classification and Scène Analysis*". Wiley, New- York, 1973.
- [29] S Tufféry, "*data mining et statistique décisionnelle, l'intelligence dans les bases de données*", Groupe bancaire français, universités de Rennes 1 et paris Dauphine, 2005.
- [30] L.A. Zadeh. Fuzzy sets as a basis for possibility theory. *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 1, pp. 3-28, 1978.
- [31] D Dubois, H Prade, "*Fuzzy Sets and Systems: Theory and applications*", Academic press, New York, 1980.
- [32] D. Dubois and H. Prade, Possibility theory and data fusion in poorly informed environment. *Contr. Eng. Pract.* Vol.2, pp. 812–823, 1994.
- [33] M. Oussalah, H. Maaref and C. Barret, New fusion methodology approach and application to mobile robotics: investigation in the framework of possibility theory. *Information Fusion*, Vol. 2(1), pp.31-48. 2001.
- [34] H.J. Zimmermann and P. Zysno, Latent connectives in human décision making, *Fuzzy sets and Systems*, Vol. 4, pp. 37-51, 1980.

- [35] L.A. Zadeh. A theory of approximate reasoning, in: J.E. Hayes, D. Mitchie, L.I. Mikulich, Eds. *Machine Intelligence*, Vol. 9, pp. 149-194, Wiley, New York, 1979.
- [36] M. Oussalah. On the use of Hamacher's t-norms family for information aggregation, *Information Sciences*, Vol. 153, pp. 107-154 July 2003.
- [37] G. Shafer. *A Mathematical Theory of Evidence*. Princeton University Press, Princeton, NJ, 1976
- [38] A. Dempster, Upper and lower probabilities induced by multi-valued mapping. *Annals of Mathematical Statistics* AMS-38, pp. 325-339, 1967.
- [39] J.F. Baldwin, J. Lawry and T.P. Martin, A mass assignment based ID3 algorithm for decision tree induction. *Int. J. Intell. Systems*. Vol. 12 pp. 523-552, 1997.
- [40] A. Dromigny-Badin. *Fusion d'images par la théorie de l'évidence en vue d'applications médicales et industrielles*. Thèse, INSA de Lyon, 1998.
- [41] D. Gruyer. *Etude du traitement de données imparfaites pour le suivi multi objets : Application aux situations routières*. Thèse, université de Technologie de Compiègne, 1999.
- [42] E. Lefevre, Fusion adaptée d'informations conflictuelles dans le cadre de la théorie de l'évidence, application au diagnostic médical. Thèse, INSA de Rouen. 2001.
- [43] P. Smets. The combination of évidence in The transférable belief model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine intelligence*, 12(5) pp. 447-458, 1990.
- [44] P. Smets, Constructing the pignistic probability function in a context of uncertainty, in M. Henrion, R. D. Schachter, L. N. Kanal, and J.F. Lemmer, editors, *Uncertainty in Artificial Intelligence*, Vol. 5, pp. 28-40, Amsterdam, North-Holland, 1990.
- [45] C. Allgrove, M.C. Fairhurst, "Majority voting for improved signature verification" IEE Colloquium on Visual Biometrics, London, (Ref No. 2000/018), pp. 9/1-9/4, 2000.
- [46] A. Martin : Fusion d'informations haut niveau - Application à la classification d'images sonar. In EGC, Paris, France, Janvier 2005.

[47] L. Xu, A. Krzyzak et C.Y. Suen : **Methods of Combining Multiple Classifiers and Their Application to Handwriting Recognition. IEEE Transactions on Systems, Man Cybernetics, 22(3):418_435, Mai 1992.**

[48] ZHAO Zi-jing et al(Gansu Agricultural University, Lanzhou, Gans 730070);Discussion on Application of PID Control in Temperature Control System[J];Journal of Anhui Agricultural Sciences;2008-21*

[49] LIANG Zhu-jun et al(Information Engineering College,Southwest University of Science and Technology,Mianyang,Sichuan 621000);Application of the Environmental Monitoring Technology in the Protected Agriculture[J];Journal of Anhui Agricultural Sciences;2009-16

[50] CAI Chun-li(Polytechnic School,Chongqing Jiaotong University,Chongqing 400042,China);Research on Intelligent Greenhouse Environment Control System[J];Journal of Chongqing Institute of Technology(Natural Science Edition);2007-10

[51] TAN Wei1,JIANG Nan2(1.Northeast Forestry University,Heilongjiang Harbin 150040,China;2.Jilin University,Jilin Changchun 130026,China);Research and Design of Greenhouse Intelligent Control System on Single-chip Computer[J];Forestry Machinery & Woodworking Equipment;2007-11

[52] YU Wei-ping,ZHANG Guang-cai,SHI Xin-ning,HUANG Li-jiang,LI Man-zhi,DONG Zhi-gang(Ningxia Forestry Institute,Yinchuan750004,Ningxia,China);Establishment of Energy-saving Solar Greenhouse and Technology of Protective Cultivation on Sandy Land[J];Forest Research;2004-S1

[53] LIU Fang,LI Zhen-xiao (College of Engineering, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China);Research on the Control Mode of Agriculture Greenhouse Control System in China[J];Journal of Agricultural Mechanization Research;2008-10

[54] Tiré de l'internet en décembre 2010 du site :[http\WWW\ Deco.fr](http://WWW.Deco.fr) tirée