

UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA

Faculté des Sciences de l'Ingénieur

Département d'Aéronautique

MEMOIRE DE MAGISTER

En Aéronautique

FUSION DE DONNEES METEOROLOGIQUE

PAR LA THEORIE DES POSSIBILITES

Par

Douadi DHORBANE

devant le jury composé de :

S. BOUKRAA	Professeur ,U .S.D.B	Président
A. GUESSOUM	Professeur ,U.S.D.B	Rapporteur
H. SALHI	Maître de conférence U.S.D.B	Examineur
R. HAOUI	Maître de conférence U.S.T.H.B	Examineur
L. BOUNATIRO	Maître de conférence U.S.D.B	Examineur

Blida ,Juin 2005

RESUME

Beaucoup d'efforts de recherche en prévisions météorologique d'aérodrome ont été dirigés vers la définition d'outils efficaces et rapides de traitement et de mise en correspondance.

Des résultats très encourageants sont disponibles pour améliorer

l'accès et l'utilisation de ces prévisions. L'objectif de mon travail a été d'utiliser une méthode de fusion de données pour présenter une méthode de calcul des prévisions météorologique d'aérodrome pour aider les prévisionnistes à établir des TAF plus précis.

Le problème de fusion de données est posé ici dans un contexte d'aide à la décision.

La méthode de fusion utilisée est le modèle de la théorie des possibilités issue de la logique floue ,et pour cela les données utilisées sont les métar qui sont des messages d'observations météorologiques d'aérodromes réguliers (chaque heure).Pour modéliser ces données on a utilisé la méthode du raisonnement à base de cas .

Cette méthode nous permet d'organiser les données sous forme de mémoire de base et le calcul des similarités entre le cas actuel et les différents cas appartenant à notre mémoire de base nous permettra de rechercher les cas analogues à notre cas actuel pour pouvoir calculer les prévisions pour notre cas actuel en utilisant des règles de possibilités .

ABSTRACT

Many efforts of research in weather forecasting of aerodrome was directed towards the definition effective and fast tools treatment and mapping .Very encouraging results are available to improve the access and the use of these forecasts .The objective of my work was to use a method of data fusion to present a method of calculation of weather forecasting of aerodrome to help the forecasters to establish more precise TAF.

The problem of data fusion is raised here in a context of decision-making aid. The method of fusion used is the model of the theory of the possibilities resulting from fuzzy logic , for that the data used are the métar which are messages of meteorological observations of regular aerodromes (each hour). to model these data we used the method of the case based reasoning.

This method enables us to organize the data in the form of basic storage and the calculation of the similarities between the current case and the various cases pertaining to our basic storage will enable us to seek the cases similar to our current case to be able to calculate the forecasts for our current case by using rules of possibilities.

REMERCIEMENTS

Pendant toute la durée de ma thèse, j'ai eu la chance de côtoyer, et parfois même de rencontrer, des personnalités réellement extraordinaires. Qu'il me soit permis ici de leur rendre humblement hommage et de les remercier pour tout ce qu'elles m'ont apporté : pour l'aide et les conseils qu'elles m'ont prodigué, mais aussi et surtout pour la formidable image de la Recherche et de l'Humanité en général qu'elles incarnent à mes yeux .A ce titre, mes plus sincères remerciements vont :

- à Mr Abderrezak GUESSOUM qui m'a encadré durant la thèse. La convergence de ce travail doit beaucoup à son habileté à diriger des recherches. Il a su m'accorder une réelle liberté de travail, tout en étant toujours présent et disponible pour discuter ou me tirer d'un mauvais pas. Quel meilleur apprentissage ?
- à Mr BOUKRAA président du conseil scientifique du département d'aéronautique de l'USDB qui a bien voulu accepter d'être président du jury .
- à Mr Said BERGHEL chef de département d'aéronautique de l'USDB.
- à Mr BOUNATIRO maître de conférence au département d'aéronautique de l'USDB.
- à Mr HAOUI maître de conférence à l'USTHB.
- à Mr SALHI maître de conférence au département d'électronique de l'USDB.
- à Mr Nour Eddin EL FAOUZI directeur de recherche à l' INRETS au labo LICIT
- à Mr Remy FIONDACI directeur de recherche à l' INRETS au labo LICIT.
- à Mr SOUFI conseiller du directeur général de l' ENNA.
- à Mr Mneouer BOUGHEDDAOUI chercheur au département de chimie de l'université Saad Dahlab de Blida.
- à tous les enseignants qui ont assuré les cours de l'année théorique.
- à Mr Halim ELBEZEGUI chef de département du tronc commun SETI de l'université Saad Dahlab de Blida .
- à l'équipe pédagogique du module vibrations et ondes
- à l'équipe pédagogique du module électricité.

Merci à tous.

DEDICACES

Je dédie ce modeste travail :

- A mon regretté père que dieu ait son âme .
- A ma mère
- A ma petite famille composée de ma femme qui m'a encouragé et qui m'a supporté tout le long de ce travail ainsi à mes deux poussins Aicha et Ahmed sans oublier ma petite nièce Cherifa et mes neveux Mohammed et Aimen
- A mes frères et sœurs et mes belles sœurs.

TABLE DES MATIERES

INTRODUCTION	8
1. METEOROLOGIE	12
1.1. Historique	13
1.2. Connaissance de l'atmosphère	17
1.3. L'observation météorologique	17
1.4. La prévision météorologique	26
1.5. Les méthodes de prévision	27
1.6. Qualité et échéance des prévisions	30
2. ASSISTANCE METEO A L'AERONAUTIQUE	32
2.1 Dispositions générales	32
2.2 Les organismes d'assistance	32
2.3 Observations et messages d'observation météorologique	35
2.4 Observations D'AERONEFS	39
2.5 Prévisions et messages de prévision météorologique	40
3. INTRODUCTION A LA LOGIQUE FLOUE	45
3.1 Bref historique	45
3.2 Définitions	45
3.3 Principes de la logique floue	46
3.4 Variables floues	47
3.5 Inférences et opérateurs	52
3.6 Combinaison des règles et défuzzification	53
4. INTRODUCTION A LA FUSION DE DONNEES	56
4.1 Introduction	56
4.2 Nature et caractéristiques des données.	61
4.3 Concepts de base et processus de fusion	68
5. THEORIE MATHEMATIQUES DE FUSION	81
5.1 Introduction	81
5.2 Fusion statistique	82
5.3 Méthodes numériques en fusion de données	88
6. MODELE DE FUSION FLOUE ET POSSIBILISTE	110
6.1 Modélisation	110
6.2 Représentation De similarité	117
6.3 Modèles du RBC basé sur les ensembles flous	120
6.4 Prévision basée sur la théorie des possibilités	124

7. APPLICATION A LA PREVISION METEOROLOGIQUE	128
7.1 Base de données des observations météo d'aéroport	128
7.2 Algorithme de calcul de prévision et présentation des résultats	128
CONCLUSION	176
APPENDICE	
A. Liste des symboles et des abréviations	178
B. Programme de calcul des prévisions suivant la première approche	179
C. Programme de calcul des prévisions suivant la deuxième approche	182
REFERENCES	185

LISTE DES ILLUSTRATIONS, GRAPHIQUES ET TABLEAUX

Figure 4. 1:	Principe de l'intégration des données	70
Figure 4.2 :	Principe de la fusion des données	71
Figure 4.3 :	Fusion à architecture parallèle	75
Figure 4.4 :	Fusion à architecture sérielle	75
Figure 4.5:	Panorama des principales théories de fusion de données	77
Figure 6.1:	Relation de similarité centrée sur 0	119
Figure 7.1:	Représentation des cas dans la mémoire de base M. pour la première approche	129
Figure 7.2 :	Représentation des cas dans la mémoire de base M. pour la deuxième approche	130
Figure 7.3:	Fonction d'appartenance pour la pression, La température, la température de rosée,La vitesse du vent et la visibilité	134
Figure 7.4:	Fonction d'appartenance pour la direction du vent	135
Figure 7.5:	Pression atmosphérique le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	150
Figure 7.6:	Température le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	151
Figure 7.7:	Température de rosée le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	152
Figure 7.8:	Direction du vent le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	153
Figure 7.9:	Vitesse du vent le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	154
Figure-7-10-	Visibilité le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	155
Figure 7.11:	Pression atmosphérique le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	156
Figure 7.12:	Température le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	157
Figure 7.13:	Température de rosée le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	158
Figure 7.14:	Direction du vent le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	159
Figure 7.15:	Vitesse du vent le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	160
Figure 7.16:	Visibilité le 30 novembre 2004 de 12h à 23h	161
Figure 7.17:	Evolution de la pression calculée et la pression observée pour le mois de Nov à 9h	164
Figure 7.18:	Evolution de la pression calculée et la pression observée pour le mois de Nov à 13h	164

Figure 7.19:	Evolution de la pression calculée et la pression observée pour le mois de Nov à 22h	164
Figure 7.20:	Evolution de la Température calculée et la Température observée pour le mois de Nov à 9h	166
Figure 7.21:	Evolution de la Température calculée et la Température observée pour le mois de Nov à 13h	166
Figure 7.22:	Evolution de la Température calculée et la Température observée pour le mois de Nov à 22h	166
Figure 7.23	Evolution de la Température de rosée calculée et la température de rosée Observée pour le mois de Nov à 9h	168
Figure 7.24:	Evolution de la Température de rosée calculée et la température de rosée observée pour le mois de Nov à 13h	168
Figure 7.25:	Evolution de la Température de rosée calculée et la Température de rosée Observée pour le mois de Nov à 22h	168
Figure 7.26:	Evolution de la direction du vent calculée et la direction du vent observée pour le mois de Nov à 9h	170
Figure 7.27:	Evolution de la direction du vent calculée et la direction du vent observée pour le mois de Nov à 13h	170
Figure 7.28:	Evolution de la direction du vent calculée et la direction du vent Observée pour le mois de Nov à 22h	170
Figure7.29:	Evolution de la vitesse du vent calculée et la vitesse du vent observée pour le mois de Nov à 9h	172
Figure 7.30:	Evolution de la vitesse du vent calculée et la vitesse du vent observée pour le mois de Nov à 13h	172
Figure 7.31:	Evolution de la vitesse du vent calculée et la vitesse du vent Observée pour le mois de Nov à 22h	172
Figure 7.32:	Evolution de la visibilité calculée et la visibilité observée pour le mois de Nov à 9h	174
Figure 7.33:	Evolution de la visibilité calculée et la visibilité observée pour le mois de Nov à 13h	174
Figure 7.34:	Evolution de la visibilité calculée et la visibilité observée pour le mois de Nov à 22h	174

Tableau 4.1 :	Caractérisation de la fusion par ses entrées et sorties	74
Tableau 7.1 :	Résultats obtenus pour la pression en hecto-pascal (hpa)	150
Tableau 7.2 :	Résultats obtenus pour la température en degrés Celsius	151
Tableau 7.3 :	Résultats obtenus pour la température de Rosée en degrés Celsius	152
Tableau 7.4 :	Résultats obtenus pour la direction du vent en degrés	153
Tableau 7.5 :	Résultats obtenus pour la vitesse du vent en m/s	154
Tableau 7.6 :	Résultats obtenus pour la visibilité en km	155
Tableau 7.7 :	Résultats obtenus pour la pression en hecto-pascal (hpa)	156
Tableau 7.8 :	Résultats obtenus pour la température en degrés Celsius	157
Tableau 7.9 :	Résultats obtenus pour la température de Rosée en degrés Celsius	158
Tableau 7.10 :	Résultats obtenus pour la direction du vent en degrés	159
Tableau 7.11 :	Résultats obtenus pour la vitesse du vent en m/s	160
Tableau 7.12 :	Résultats obtenus pour la visibilité en km	161
Tableau 7.13 :	Résultats obtenus pour la pression	163
Tableau 7.14 :	Résultats obtenus pour la température	165
Tableau 7.15 :	Résultats obtenus pour la température de rosée	167
Tableau 7.16 :	Résultats obtenus pour la direction du vent	169
Tableau 7.17 :	Résultats obtenus pour la vitesse du vent	171
Tableau 7.18 :	Résultats obtenus pour la visibilité	173

INTRODUCTION

Prévisions météorologiques

Fondamentalement, il y a seulement deux méthodes pour prévoir le temps : l'approche empirique et l'approche dynamique (LORENZ 1969). L'approche empirique est basée sur l'occurrence des analogues (c.-à-d., situations semblables de temps). L'approche dynamique est basée sur des équations de l'atmosphère. L'approche empirique est utile pour des prévisions locales (par exemple, pression atmosphérique, température, vitesse du vent et visibilité en quelques kilomètres carrés autour d'un aéroport).

La prévision météorologique est considérée par les météorologistes comme une science et un art. La prévision de temps compte sur des techniques objectives basées sur des décennies de recherche, et elle compte aussi sur la subjectivité et le jugement basés sur une expérience personnelle et des règles et des pratiques locales. Nous considérerons la prévision de temps comme un processus objectif. Les techniques objectives sont universelles, tandis que les techniques subjectives sont locales. Des techniques objectives sont employées uniformément et sont portatives, tandis que les techniques subjectives changent d'une personne à une autre, de temps en temps, et d'un endroit à un autre. Les prévisions analogues sont une méthode objective pour la prévision de temps, qui fait des prévisions pour une situation actuelle de temps basée sur des résultats des situations passées semblables du temps. Les prévisions analogues sont des techniques de prévision de temps que nous visons à améliorer.

Prévisions météorologiques d'aéroport

Une prévision météorologique d'aéroport est un rapport concis des conditions météorologiques prévues à un aéroport pendant une période indiquée. Une prévision de temps d'aéroport, dans la météorologie est désignée généralement sous le nom de TAF (*Terminal Aéroport Forecast*).

. Quand les pilotes donnent des prévisions météorologiques aux passagers avant le débarquement, ils sont en train de lire un TAF

Les TAFs sont faits par des prévisionnistes experts. Ces experts ont la connaissance générale au sujet de la façon dont les systèmes météorologiques à grande échelle se comportent et la connaissance spécifique au sujet de la façon dont les phénomènes locaux de temps se comportent.

Les trois types de prévisions les plus généralement faites par les prévisionnistes sont les TAFs, les prévisions publiques et les prévisions de marine. De ces derniers, les TAFs sont les plus précis à faire ainsi, en termes de conditions atmosphériques mesurables. On s'attend à ce que des prévisions de la visibilité horizontale sur la terre, quand il y a obstruction dense à la visibilité, telle que le brouillard ou la neige, soient précises à moins de 400 mètres.

On s'attend à ce que des prévisions de la période du changement d'une catégorie à l'autre soient précises dans un délai d'une heure. Dans la comparaison, les prévisions publiques et les prévisions marines peuvent être beaucoup moins précises. Par exemple, dans des prévisions publiques, il peut être suffisant de prévoir "l'opacité variable ce matin," et dans des prévisions marines, il peut être suffisant de prévoir des "pièces rapportées de brouillard formant cet après-midi."

Motivations pour améliorer la prévision de temps d'aéroport

Les motivations pour améliorer le processus de prévision de temps d'aéroport sont ergonomiques et économiques. Les prévisions de temps d'aéroport sont une tâche difficile pour les prévisionnistes. Un système qui peut fournir aux prévisionnistes amélioré et les conseils opportuns aideront à faciliter leur travail et à aider ainsi à les rendre plus efficaces. Les TAFs sont économiquement important pour des utilisateurs, des fournisseurs, et des producteurs de TAF. La précision des TAFs augmente la sécurité des passagers d'avion et la rentabilité des lignes aériennes.

Quand le "mauvais temps" est prévu à l'aéroport de destination d'un avion, le pilote devrait charger du carburant supplémentaire pour s'assurer que l'avion pourra atteindre un aéroport de remplacement" en cas où le changement d'itinéraire devient nécessaire. Ainsi, les prévisions météorologiques fiables de l'aéroport " mauvais temps " et " beau temps," aux aéroports de destinations et de remplacement sont importantes pour la sécurité des passagers.

En même temps, les lignes aériennes ne veulent pas que les avions portent plus de carburant que nécessaire pour des raisons de sécurité. Le carburant inutilisé à l'arrivée provoque des dépenses non désirées. Tant que l'exactitude du TAF augmente, le bénéfice des lignes aériennes augmente. LEIGH (1995) a étudié l'effet de l'exactitude d'un TAF et a conclu que " l'augmentation uniforme de l'exactitude d'un TAF de 1% donne un bénéfice

de \$1.2 millions [Australien] par an approximativement pour Qantas international flights into Sydney.”

PATTON (1996) a interviewé des pilotes d'avion pour déterminer comment ils se comportent en réponse aux règlements de transport de gouvernement, aux politiques de ligne aérienne, à la gestion d'écoulement de trafic aérien, aux types d'avions, et aux prévisions météorologiques d'aéroport .Le comportement des pilotes au sujet des prévisions météorologiques que pour des prévisions imprécises et pessimistes d'aéroport les pilotes chargent plus de carburant supplémentaire "inutile" et que ceci augmente directement les frais d'exploitation pour des lignes aériennes.

WHITE (1987) a rapporté que les améliorations récentes des prévisions avaient permis aux lignes aériennes servies par le bureau météorologique BRITANNIQUE de réduire de manière significative la consommation de carburant et ainsi faire un bénéfice d'environ £50 millions par an.

Pourquoi les météorologistes ont besoin des systèmes interactifs d'aide à la décision

En interviewant des prévisionnistes,(KUMAR et al 1994) ont trouvé trois raisons pour lesquelles les prévisionnistes ont besoin des systèmes interactifs d'aide à la décision, qui sont paraphrasés comme suit.

- . Les prévisionnistes sont défiés dans leur taches de comprendre, et de se rappeler une grande quantité d'informations qui arrive dans un flux continu ..En conséquence, les prévisionnistes font parfois des "erreurs dans le jugement."
- . Il est difficile de découvrir par l'expérience de prévisions comment faire des prévisions proche-optimales.
- . Les prévisionnistes eux-mêmes expriment l'incertitude au sujet de comment mieux utiliser l'information disponible de conseils de prévision. Même des prévisionnistes expérimentés ne savent pas utiliser la meilleure information.

But de la thèse

En appliquant la fusion de données par le biais de la théorie des possibilités on doit faire des prévisions météorologiques d'aérodrome concernant la pression atmosphériques ,la température, la température de rosée, la direction du vent, la vitesse du vent et la visibilité pour l'aéroport Houari Boumediene et cela en utilisant des archives de métar obtenus du

centre météorologique d'aérodrome (CMA) de l'aéroport Houari Boumediene entre le premier juin 2004 et fin Novembre 2004.

Structure de la thèse

Au chapitre un on fait une petite introduction sur la météorologie en général, sur son historique, sur l'atmosphère, sur l'observation et sur les prévisions météorologiques.

Au chapitre deux on parle de l'assistance météorologique à l'aéronautique ou l'on parle des dispositions générale, des différents centres, des différents types de message d'observation et des prévisions.

Au chapitre trois on fait une brève introduction à la logique floue.

Au chapitre quatre on parle de la fusion de données, de son historique, du concept de base et du processus de fusion sous différent type d'environnement.

Au chapitre cinq on parle des théories mathématiques de fusion, des méthodes numériques en fusion de données tel que la fusion probabiliste ou bayésienne, Fusion dans la théorie des fonctions de croyance (ou théorie de DEMPSTER- SHAFER) ainsi que la fusion possibiliste. Au chapitre six on présente un modèle de fusion possibiliste qu'on va utiliser ou l'on parle des similarités, du raisonnement à base de cas et du calcul des possibilités. Au chapitre sept on expose l'algorithme de prévision et on présente les résultats obtenus. On termine par la conclusion et les perspectives.

CHAPITRE 1

MÉTÉOROLOGIE

La météorologie, du grec *meteyra* et *logov* : science des choses de l'air, est la science de l'atmosphère ; plus exactement, elle étudie les processus mécaniques et physiques qui en déterminent l'évolution et rend compte des phénomènes essentiellement observés dans sa partie la plus basse, appelée troposphère. Les 9/10 de l'atmosphère se situent approximativement au-dessous de 16 km et les 99/100 au-dessous de 31 km. La plupart des phénomènes atmosphériques qui caractérisent le temps (nuages, pluie, neige, tempêtes, cyclones) se situent entre la surface du globe et une dizaine de kilomètres d'altitude. Cependant, la haute atmosphère, très ténue, se prolonge dans ce que l'on convient d'appeler la mésosphère, puis la thermosphère.

Il sera surtout question ici de la météorologie considérée comme science devant aboutir d'abord à une explication rationnelle des processus observés dans les trente premiers kilomètres de l'atmosphère, ensuite à une prévision de son état futur à des échéances aussi grandes que possible, enfin à l'application pratique et opérationnelle des connaissances ainsi obtenues aux divers domaines de l'activité humaine. Si certains résultats positifs concernant le premier objectif jalonnent l'histoire de la météorologie, le deuxième, en revanche, paraît à notre portée depuis seulement quelques décennies, grâce principalement aux progrès de l'aérospatiale et de l'informatique, et sous la pression de demandes qui se multiplient de jour en jour.

La connaissance de plus en plus précise des énergies mises en jeu dans les processus météorologiques semble enfin pouvoir donner à l'homme les moyens d'intervenir sur son environnement atmosphérique.

1-1. Historique

Au cours d'une ère que l'on pourrait qualifier de contemplative, les hommes se sont surtout livrés à l'observation isolée de phénomènes qui demeuraient inaccessibles dans leur mesure comme dans leur processus, mais cette observation a permis d'aboutir dans certains cas à des conclusions remarquables.

Ainsi, le traité intitulé *Les Météorologiques*, écrit par ARISTOTE (384 env.-322 av. J.-C.), a-t-il fait loi en matière de météorologie pendant près de vingt siècles. Mais il faut attendre la découverte et la mise au point des premiers instruments de mesure pour que la météorologie devienne une véritable science physique. C'est aux XVII^e et XVIII^e siècles, en même temps que progressait la connaissance des lois physiques élémentaires des gaz, des liquides et des solides, que furent inventés les premiers instruments permettant de mesurer la température (Galilée, 1607), la pression atmosphérique (Evangelista Torricelli, 1643), la pluie (Benedetto Castelli, 1639). Vers cette même époque, la mesure du vent est tentée simultanément par le théologien français Pierre-Daniel Huet et par l'astronome anglais Robert Hooke. C'est un peu plus tard que John Hadley explique pour la première fois (1735) l'effet de la rotation de la Terre sur les vents, puis que Lavoisier découvre la composition de l'air.

L'effet de l'humidité sur différentes substances était connu depuis fort longtemps, et c'est aussi à Hooke que l'on doit l'un des premiers hygromètres utilisant une corde à boyau dont l'allongement provoquait le déplacement d'une aiguille. Cependant, c'est en 1825 seulement que Gay-Lussac utilise, pour mesurer l'humidité, le principe du psychromètre découvert par l'Anglais William Cullen en 1777.

L'exploration de l'atmosphère en altitude, illustrée pour la première fois par la célèbre expérience organisée par Pascal au Puy de Dôme en 1647, se poursuit grâce à l'utilisation de cerfs-volants, puis de ballons libres ; c'est ainsi que le physicien Jacques Charles réalise

le premier sondage météorologique en atmosphère libre le 1^{er} décembre 1783, atteignant une altitude de 3 400 m. Un siècle plus tard, en 1892, deux Français, Gustave Hermitte et Georges Besançon, effectuent systématiquement des lancers de ballons-sondes emportant un enregistreur de pression et de température. C'est avec de tels appareils, perfectionnés par ses soins, que Léon Teisserenc de Bort découvre la stratosphère en 1899.

En 1929, le français Robert Bureau lance les premières sondes munies d'un petit émetteur ; il ajoute ainsi une dimension supplémentaire à l'exploration systématique et quotidienne de l'atmosphère, permettant aux météorologistes de mieux en étudier les mouvements et les processus.

Avant d'aborder l'ère moderne, il faut encore signaler la naissance de la météorologie dite synoptique, vers le milieu du XIX^e siècle. Déjà préconisées par Lavoisier et Gilbert Romme, l'observation simultanée de l'atmosphère en un grand nombre de points et la concentration des données ainsi recueillies en vue d'une analyse détaillée ne purent effectivement être réalisées que grâce au moyen de transmission rapide de l'époque, le télégraphe morse.

Le Verrier en France contribue notamment à organiser, dès 1855, un échange régulier de données météorologiques entre divers observatoires européens, qui constitueront ainsi l'embryon de l'actuel réseau mondial de stations météorologiques.

L'élaboration régulière de cartes synoptiques du temps permit à la météorologie de faire de rapides progrès. Le hollandais Christoph Hendrik Buys Ballot formule en 1860 la loi qui relie la direction et la force du vent à la configuration isobarique. L'effet de la rotation de la Terre, déjà prévu par Hadley en 1735 pour expliquer les vents alizés, est confirmé par William Ferrel, qui invoque la force de Coriolis pour justifier le sens de rotation des vents autour des zones de hautes et basses pressions.

Dès la fin du XIX^e siècle et le début du XX^e, des théories se référant aux observations quotidiennes permettent de mettre au point des méthodes de prévision fondées sur les variations de pression, de préciser le concept de front polaire ainsi que la genèse des

perturbations et des systèmes nuageux associés. Il y a lieu d'évoquer à ce propos les noms de F. Miller, Nils Ekholm, Heinrich Wilhelm Dove, Leland Howard et Vilhelm Bjerknes, Halvor Solberg, P. Wehrlé, Tor Bergeron, entre autres.

Depuis la fin de la Première Guerre mondiale, la connaissance de l'atmosphère s'améliore en même temps que se développe l'aviation. Cependant, au cours de cette période, les observations sur mer sont rares ; il faut signaler, à partir de 1920, la mise en service des premiers navires effectuant des observations météorologiques transmises sur le réseau mondial, puis du navire météorologique stationnaire, le *Carimare* (1937), qui fut, sur l'Océan, la première station fixe d'observation complète de l'atmosphère. Après la Seconde Guerre mondiale, l'essor de l'aviation civile amène l'Organisation de l'aviation civile internationale (O.A.C.I.) à recommander la mise en œuvre d'une douzaine de stations flottantes, destinées à assurer sur l'Atlantique nord la sécurité des lignes aériennes régulières.

En même temps qu'ils jalonnent les principaux axes aériens, ces navires météorologiques complètent judicieusement, mais encore imparfaitement, le réseau mondial. C'est ainsi que les renseignements en provenance des zones océaniques tropicales restent clairsemés.

C'est à partir de la décennie 1950-1960 que les météorologistes commencent à entrevoir les solutions qui vont sans doute leur permettre de résoudre le problème de la prévision du temps avec les moyens appropriés : calculateurs puissants et satellites artificiels. La science météorologique avait fait l'objet d'études poussées qui, à partir des théories de la mécanique et de la thermodynamique, avaient débouché sur l'élaboration de systèmes d'équations permettant de simuler l'évolution de l'atmosphère. L'anglais Lewis Fry Richardson avait, le premier, en 1922, procédé à une tentative d'application des méthodes numériques à la prévision du temps, mais les résultats furent décevants. La voie était cependant tracée et, lorsque les calculateurs électroniques furent mis au point, le problème de la simulation de l'atmosphère fut l'un des premiers problèmes à leur être soumis.

La prévision objective du temps, fondée sur la résolution des équations de la dynamique des fluides appliquées à l'atmosphère, marque en météorologie une étape nouvelle, en rapide évolution, sur laquelle on aura l'occasion de revenir.

Si l'expérience a montré que les modèles d'atmosphère apportaient une amélioration sensible aux résultats obtenus antérieurement, notamment en ce qui concerne l'échéance des prévisions, l'un des principaux problèmes posés demeure la connaissance de l'état initial de l'atmosphère, à un instant donné, sur l'ensemble du globe. La décennie 1960-1970 a su trouver à ce problème des solutions satisfaisantes par le biais des satellites météorologiques, dont la mission d'observation et d'écoute est devenue quasi permanente, grâce notamment aux satellites géostationnaires, immobiles par rapport à la Terre. Nantis de tels moyens, véritablement à la mesure du problème qui leur est posé, les météorologistes ont pu définir un programme appelé " Veille météorologique mondiale " (V.M.M.), comportant une véritable mobilisation des moyens existants et s'appuyant sur le développement rapide des moyens nouveaux évoqués ci-dessus en vue d'organiser à l'échelle mondiale, entre tous les pays, un échange complet de données et de renseignements.

Ainsi vont pouvoir se trouver satisfaits les besoins les plus divers, tant sur le plan de la sécurité que sur celui de l'assistance météorologique aux activités d'ordre économique, besoins exprimés auprès de l'Organisation météorologique mondiale (O.M.M.) par tous les pays membres.

Le programme mondial précité comprend d'ailleurs une part importante de recherches, planifiées dans le cadre d'un programme global de recherches atmosphériques, dont la réalisation est prise simultanément en charge par l'O.M.M. et le Conseil international des unions scientifiques.

1-2. Connaissance de l'atmosphère

Pour connaître l'atmosphère et en découvrir les lois fondamentales, il est nécessaire tout d'abord d'observer les phénomènes dont elle est le domaine de formation et d'évolution, de mesurer les paramètres représentatifs de son état, puis d'enregistrer ces informations, lesquelles, utilisées quotidiennement pour les besoins de l'exploitation, sont également nécessaires aux chercheurs pour mieux comprendre les processus atmosphériques, en se référant à la mécanique et à la thermodynamique des fluides.

1-3-L'observation météorologique

L'expérience montre que l'atmosphère, dont les paramètres représentatifs habituels (pression, température, humidité, vent) varient continuellement dans l'espace et dans le temps, est soumise, en dehors du rythme des saisons, à des évolutions non cycliques. Les phénomènes qu'on y observe se situent à des échelles fort différentes. Pour étudier ce milieu, le météorologiste se réfère à des observations effectuées de façon homogène, selon des règles strictes, qui les rendent comparables. Ces observations sont exécutées de manière synchrone, et les stations d'observations sont, dans la mesure du possible, uniformément réparties à la surface du globe.

1-3-1-Observations météorologiques au voisinage de la surface terrestre

Il faut distinguer l'observation des phénomènes météorologiques de la mesure des principaux paramètres d'état de l'atmosphère.

L'analyse des phénomènes météorologiques relève d'une observation humaine essentiellement qualitative. L'observateur décrit en termes sélectionnés l'état du ciel à la station, ou au voisinage, au moment de l'observation et dans les quelques heures qui l'ont précédée. Il fournit une appréciation de l'intensité des phénomènes observés.

Cette observation, nécessaire pour caractériser le temps qu'il fait, est un complément indispensable de l'information fournie par la mesure en surface des paramètres météorologiques. Parmi ceux-ci, la température de l'air, relevée sous abri, a pour le météorologiste une importance considérable, puisqu'elle intervient de manière fondamentale dans la compréhension des processus thermodynamiques et cinétiques de l'atmosphère. L'humidité de l'air, quant à elle, conditionne la formation des nuages, brouillards et autres hydrométéores. Elle est fonction de l'évaporation dont la mesure rend compte de l'apport de vapeur d'eau dans l'atmosphère. Cette vapeur d'eau est elle-même à l'origine des précipitations dont la nature, l'importance et la fréquence sont essentielles pour caractériser une situation météorologique ou un climat. En outre, le météorologiste mesure la pression atmosphérique qui lui fournit une information sur laquelle repose en grande partie l'analyse et la prévision du temps. Elle permet en effet de représenter le champ de pression et de faire apparaître les dépressions, anticyclones, talwegs (vallées barométriques) ou dorsales (crêtes anticycloniques), qui conditionnent les déplacements de l'air, y compris ses mouvements verticaux. À ces mesures habituelles se sont ajoutées des mesures de la durée d'insolation, du rayonnement solaire et du bilan radiatif ; les échanges radiatifs, notamment, comptent pour une part importante dans les transferts énergétiques entre le sol et l'atmosphère

1-3-2 Observation météorologique en altitude

On a évoqué jusqu'ici les principales observations faites au voisinage de la surface terrestre. Mais pour disposer d'une description plus complète de l'atmosphère en altitude, nécessaire pour mieux comprendre les processus de son évolution, les météorologistes effectuent des lancers réguliers de radiosondes qui leur procurent des informations précises sur la pression, la température et l'humidité à la verticale d'un certain nombre de stations réparties à la surface du globe. De plus, la poursuite de la radiosonde au radio théodolite ou

au radar permet de calculer la direction et la vitesse du vent à différents niveaux, éléments qui sont de plus en plus mesurés en utilisant des méthodes dérivées soit des procédés de radionavigation, soit des systèmes de localisation par satellite.

Pour compléter ces observations, les météorologistes exploitent quotidiennement des radars qui les renseignent sur la répartition des gouttelettes de nuages et des précipitations au sein de l'atmosphère. Lorsque leur longueur d'onde est de l'ordre de 8 mm, ces radars peuvent explorer en détail la structure des nuages ou des faibles précipitations. Par contre, si la longueur d'onde est de l'ordre de 3 cm, 5 cm ou 10 cm, il est alors possible de détecter, de localiser, de délimiter les zones de précipitation, voire de mesurer leur contenu en eau.

1-3-3 Automatisation de l'observation. Apport des satellites météorologiques

Pour que la connaissance à tous niveaux des paramètres de l'atmosphère réponde aux besoins d'analyse et de prévision, il est nécessaire que cette observation soit, d'une part, étendue à toute la surface du globe, d'autre part, effectuée de manière régulière. Ces exigences ne peuvent être généralement satisfaites dans les régions inhabitées (océans, déserts, zones polaires, haute montagne), et sont sources de difficultés, même dans les zones normalement peuplées, en raison cette fois du coût élevé d'une observation humaine continue, intéressant un réseau suffisamment dense. Pour trouver une solution à ce problème, un effort considérable a été fait pour automatiser l'observation météorologique.

Ainsi ont été créées les stations automatiques synoptiques terrestres qui, dotées de capteurs spécialement conçus, effectuent et transmettent désormais des observations répondant aux normes requises.

Dans le même objectif, de grands projets ont abouti à la réalisation de réseaux de stations d'observations automatiques marines, constitués de bouées de divers modèles pour lesquelles des capteurs, étudiés pour résister au climat marin, ont progressivement été mis au point.

Quant à l'automatisation des mesures en altitude, elle s'est orientée pour le moment vers une présentation automatique, avec enregistrement et impression numériques, des mesures effectuées et transmises par les radiosondes.

Bien que la masse d'informations obtenues par l'observation au sol et jusque vers 30 km d'altitude soit considérable, la connaissance des paramètres météorologiques aux niveaux supérieurs, jusqu'à 80 km, frontière de l'atmosphère météorologique, semble devoir s'imposer pour accéder notamment à l'étude des processus d'évolution de l'atmosphère à longue échéance. Aussi, depuis les années soixante, des efforts ont-ils été faits en vue du développement technologique des fusées-sondes et de l'instrumentation très particulière embarquée dans ces fusées.

Mais il est désormais impossible de traiter de l'observation météorologique sans signaler la véritable révolution provoquée par les satellites météorologiques qui fournissent une observation globale, permanente, précise et cohérente, rapidement collectée et délivrée. Après une phase expérimentale, débutée en 1960, les premiers satellites météorologiques opérationnels américains " à défilement " T.O.S. (T.I.R.O.S. – Television and Infra-Red Observation Satellite – Operational System), E.S.S.A. (Environmental Service Satellite Administration) puis N.O.A.A. (National Oceanographic and Atmospheric Administration) furent lancés à partir de l'année 1966. Placés sur orbite polaire, ils émettent toutes les 200 secondes environ, à l'intention de stations au sol équipées du système A.P.T. (Automatic Picture Transmission), des photographies obtenues dans le domaine du visible ou de l'infrarouge et couvrant chacune un carré d'environ 1 600 km de côté. Agissant dans le même sens, l'U.R.S.S. a lancé ses premiers satellites météorologiques en 1966 et 1967 (séries " Cosmos " et " Meteor ").

Les possibilités de ces satellites ont été complétées, à la fin de l'année 1966, par la mise en œuvre de satellites géostationnaires A.T.S. (Application Technology Satellite). Immobiles par rapport à la Terre, ils décrivent en fait une orbite circulaire équatoriale à environ

36 000 km du sol. Ils peuvent fournir toutes les 30 minutes une image couvrant sensiblement le quart de la zone comprise entre 50° de latitude nord et 50° de latitude sud.

Ces deux types de satellites (à orbites polaire et géostationnaires) ont fait l'objet de perfectionnements ultérieurs et ont favorisé le développement de la coopération internationale en météorologie. En 1974, le S.M.S. (Synchronous Meteorological Satellite) américain, qui a été suivi des satellites géostationnaires de la série G.O.E.S. (Geostationary Operational Environmental Satellite), était utilisé à l'occasion d'une expérience menée dans l'Atlantique tropical (E.T.G.A.) et, dès 1979, lors de la Première Expérience météorologique à l'échelle globale (P.E.M.G.), la communauté scientifique bénéficiait de cinq satellites géostationnaires, dont Meteosat (Agence spatiale européenne) et G.M.S. (Geostationary Meteorological Satellite, Japon).

Outre les données de la couverture nuageuse globale, dont on tire de nombreuses informations, les satellites météorologiques permettent de déterminer de manière opérationnelle, d'une part, la température du sommet des couches nuageuses ou de la surface du globe, lorsque celle-ci n'est pas occultée par les nuages, d'autre part, les profils verticaux de température et d'humidité en tout point de la surface du globe par spectrométrie infrarouge dans certaines bandes d'absorption du milieu atmosphérique ; par exemple, dans la bande du dioxyde de carbone (de 13 à 15 μm) pour les sondages de température ou dans la bande de la vapeur d'eau (de 6 à 8 μm) pour les sondages d'humidité ; la zone d'absorption minimale, dite fenêtre atmosphérique (11 μm), servant à déterminer la température de surface, en particulier la température superficielle de la mer. À cela s'ajoute l'utilisation opérationnelle des ondes millimétriques et centimétriques (qui franchissent plus aisément les zones nuageuses) pour les mesures en surface de température et d'humidité, ainsi que pour l'évaluation de la teneur en eau des nuages et le repérage des zones de pluies.

Les satellites géostationnaires offrent en outre la possibilité de déterminer des vents en altitude en comparant les déplacements de nuages repérés sur des images successives. Ces

observations indirectes sont particulièrement précieuses sur les zones dépourvues de points de mesure (océans, déserts...).

Ces considérations ont conduit l'O.M.M. à réaliser, dans le cadre de la Veille météorologique mondiale, un système global d'observation faisant une très large place aux techniques satellitaires.

À titre d'exemple, en 1989, la couverture du globe était réalisée par cinq satellites géostationnaires dont les positions au-dessus de l'équateur étaient les suivantes :

- 135° et 75° ouest pour les deux satellites américains (G.O.E.S.-6 et G.O.E.S.-7) ;
- 140° est pour le satellite japonais G.M.S. ;
- 74° est pour le satellite indien Insat ;
- 0° pour le satellite européen Meteosat.

Il faut encore mentionner que les satellites opérationnels, soit du type à défilement en orbite polaire, soit du type géostationnaire, remplissent une mission de collecte des données qui leur sont transmises par un nombre croissant de plates-formes, équipées d'instruments de mesure, et que l'on peut placer n'importe où, sur mer ou sur terre. Le système Argos, mis au point et exploité par la France, permet la localisation des plates-formes mobiles.

1-3-4-Concentration, contrôle, stockage, échange des données d'observation

Les observations météorologiques effectuées dans les différentes stations des réseaux d'observations nationaux sont concentrées nationalement dans des délais très brefs. Cette concentration s'effectue par transmission de données sur le réseau public ou par des liaisons spécialisées. Les réseaux nationaux d'observation comportent souvent des sous-réseaux entièrement automatisés, depuis la mesure des paramètres météorologiques jusqu'à la réception des données sur ordinateur dans les centres collecteurs.

Les données d'observation ainsi collectées au niveau national sont ensuite échangées, après contrôle approprié, à fréquence horaire ou trihoraire selon les paramètres mesurés, entre les pays d'une même région météorologique (le globe est subdivisé en six régions : Afrique, Asie, Amérique du Sud, Amérique du Nord, Pacifique sud-ouest, Europe) par des réseaux régionaux de circuits spécialisés de transmission de données.

Le Réseau principal de télécommunications météorologiques assure l'échange des données météorologiques au niveau mondial entre les différentes régions météorologiques. Ce Réseau principal, constitué de liaisons spécialisées de transmission de données d'un débit de 1 200 bit/s à 9 600 bit/s, relie des centres dotés de moyens informatisés de réception, sélection et transmission des données, qui assurent la responsabilité d'"aiguillage" de ces informations vers les autres centres météorologiques nationaux.

Ces moyens de communication nationaux, régionaux et mondiaux assurent la circulation des données d'observation, mais aussi des informations traitées (analyses, prévisions) élaborées par les centres assurant des responsabilités internationales à cet égard. Ils constituent le Système mondial de télécommunication (S.M.T.) de la Veille météorologique mondiale (V.M.M.).

Chaque centre météorologique national gère l'ensemble des données qu'il collecte, reçoit et élabore afin de satisfaire les besoins des utilisateurs nationaux, et remplir, le cas échéant, les responsabilités internationales dont il est chargé. La gestion opérationnelle des données météorologiques est assurée, dans un nombre croissant de centres, par des moyens informatiques puissants, sous forme de base de données en temps réel.

1-3-5 Les processus atmosphériques

Les processus atmosphériques sont les différentes transformations physiques qui, à partir des apports et retraits d'énergie observés dans l'atmosphère, permettent d'expliquer les variations de température, les formations de nuages et de précipitations ainsi que les mouvements de l'air à différents niveaux et à différentes échelles. Grâce au réseau mondial dont il dispose, le météorologiste peut effectuer une approche expérimentale de ces

processus et mener parallèlement leur étude théorique à partir des lois fondamentales de la mécanique et de la physique.

L'atmosphère, mince pellicule enveloppant le globe terrestre, est soumise à des variations de températures dues essentiellement aux apports et pertes de chaleur qu'elle subit, soit par sa base (échanges sol-atmosphère et mer-atmosphère), soit dans ses niveaux supérieurs (rayonnement vers l'espace), ainsi qu'aux détentes ou compressions résultant des mouvements verticaux de l'air.

Les abaissements de température qui se produisent lors des mouvements ascendants ou au contact des masses d'air, tendent à condenser la vapeur d'eau sous forme de gouttelettes qui constituent les nuages. Si la détente continue à faire croître les gouttelettes, les plus grosses d'entre elles captent dans leur chute les plus petites ; si le nuage prend une extension suffisante, elles atteignent la grosseur des gouttes de pluie : le nuage précipite. Un autre processus permet d'expliquer la pluie : lorsque la condensation se produit à des températures suffisamment basses, des cristaux de glace apparaissent au milieu de gouttelettes surfondues qui s'évaporent à leur profit. Ces cristaux deviennent des flocons de neige qui fondent en tombant et se transforment en pluie.

Ainsi, le processus des précipitations est essentiellement déclenché par l'existence de vitesses verticales qui peuvent être, soit de l'ordre de 10 m/s et concerner des zones limitées correspondant à des nuages à grand développement vertical, soit de l'ordre de quelques centimètres par seconde ; il s'agit dans ce dernier cas de grandes perturbations qui intéressent des surfaces de plusieurs centaines de milliers de kilomètres carrés et se déplacent en étroite relation avec le mouvement horizontal de l'air. Ce mouvement peut être relié au champ de pression par un système d'équations aux dérivées partielles. Il est toutefois possible d'en donner une approximation simple, valable en dehors des régions équatoriales, en se plaçant en régime d'équilibre ; dans ce cas, le vent horizontal, appelé

vent géostrophique, est parallèle aux lignes isobares ; il est d'autant plus fort que la variation horizontale de pression est grande.

Mais les grands mouvements horizontaux trouvent essentiellement leur source dans la répartition différenciée de l'énergie thermique à la surface du globe.

En effet, si notre planète est en équilibre radiatif global, c'est-à-dire qu'elle réémet vers l'espace une quantité de rayonnement infrarouge de grande longueur d'onde équivalente au rayonnement solaire reçu, cet équilibre n'est cependant réalisé ni localement ni instantanément

Ainsi, les régions équatoriales reçoivent par rayonnement plus de chaleur qu'elles n'en émettent, tandis que le phénomène inverse se produit dans les régions polaires. Il en résulte un déséquilibre géographique permanent qui affecte considérablement le fonctionnement de l'atmosphère et amène des transferts horizontaux de chaleur de l'équateur vers les pôles par l'intermédiaire des masses d'air chaud. Ces mouvements sont compensés par le déplacement en sens inverse de masses d'air froid des pôles vers les tropiques. Les chaleurs de vaporisation et de condensation de l'eau entraînent également des transferts méridiens.

Mais ce transfert de chaleur n'est pas le seul phénomène susceptible d'expliquer le mouvement de l'atmosphère. Si celle-ci était initialement en repos relatif par rapport au globe terrestre, les masses d'air situées près de l'équateur tourneraient plus vite que celles situées au voisinage des pôles. Dans leurs déplacements méridiens causés par les phénomènes thermiques, les masses d'air équatoriales, se dirigeant vers les pôles, auraient tendance, par suite de leur inertie, à tourner plus rapidement que la Terre elle-même. Leur mouvement apparaîtrait donc comme un vent d'ouest. En revanche, les masses d'air d'origine polaire, déplacées vers l'équateur, auraient tendance à tourner moins vite que la Terre et leur mouvement apparaîtrait comme un vent d'est. Mais ces considérations se

compliquent encore en raison du frottement exercé par la Terre sur l'atmosphère, phénomène dont les effets sont encore mal connus.

Les mouvements ainsi expliqués et effectivement constatés dans l'atmosphère amènent au voisinage l'une de l'autre des masses d'air aux caractéristiques thermodynamiques différentes, qui ne se mélangent que lentement et dont la surface de séparation, appelée surface frontale, est susceptible de persister plusieurs jours. Les déplacements par rapport au sol de la surface frontale engendrent des advections (déplacements de masses d'air) chaudes ou froides. Les vitesses horizontales dans l'air froid et dans l'air chaud, généralement différentes, entraînent le glissement d'une masse d'air sur l'autre. Les mouvements verticaux dus au soulèvement de l'air chaud par l'air froid provoquent la formation de condensations et souvent de précipitations. Ainsi les fronts sont aisément détectés par leurs manifestations atmosphériques qui intéressent de vastes zones géographiques, et c'est en prévoyant leurs déplacements que le prévisionniste essaye de préciser l'évolution du temps.

1-4. La prévision météorologique

La prévision météorologique est la recherche de l'état de l'atmosphère, à un instant futur, c'est-à-dire la détermination aussi approchée que possible des mouvements (des perturbations, fronts...) ou des paramètres (températures, humidité, pluie, visibilité, etc.) à une échelle et à une échéance aussi adaptées que possible aux besoins de l'utilisateur.

Il convient cependant de noter que l'échéance pour laquelle il est possible d'élaborer une prévision météorologique est a priori limitée.

Au-delà des deux ou trois semaines que l'on considère comme la limite théorique à laquelle peut parvenir la prévision déterministe, fondée sur les modèles numériques, il n'est plus possible de prévoir dans le détail et pour un jour fixé les positions ou intensités de dépressions ou perturbations responsables de l'évolution du temps.

Les recherches actuelles s'orientent vers la possibilité de déterminer à l'avance certaines anomalies climatologiques persistantes, cela dans le cadre des investigations sur les processus physiques du climat et de son évolution.

1-5-Les méthodes de prévision

1-5-1-Méthodes empiriques

Pour des raisons pratiques liées aux limites du réseau météorologique, aux faibles moyens de calcul disponibles et à l'inertie des grands phénomènes atmosphériques, les météorologistes ont eu recours pendant de nombreuses années à des méthodes empiriques. La prévision météorologique consistant essentiellement à prévoir à courte échéance (un ou deux jours) des phénomènes repérables à l'échelle synoptique, tels que fronts et dépressions, ou des phénomènes locaux (brouillards, vents forts...) liés à ces fronts ou perturbations, ces méthodes subjectives s'appuyaient sur des règles simples fondées sur l'extrapolation des phénomènes d'échelle synoptique et donnaient des résultats relativement satisfaisants jusqu'à 24 voire 48 heures d'échéance. Elles faisaient parfois référence à des situations analogues rencontrées dans le passé et à l'observation de phénomènes locaux liés à ces situations, mais aussi à la nature du sol ou à l'orographie ; par là même, elles donnaient un rôle primordial à l'expérience et au savoir-faire du prévisionniste.

1-5-2-Méthodes numériques

Ces méthodes subjectives ont été totalement remplacées dans les services météorologiques modernes par des méthodes numériques de prévision objective qui se sont développées au fur et à mesure de l'arrivée des grands ordinateurs scientifiques. Elles consistent à appliquer les équations de la mécanique et de la thermodynamique à l'atmosphère considérée comme un fluide régi par ces mêmes lois de la mécanique et de la thermodynamique et auquel on applique cependant un certain nombre d'hypothèses

simplificatrices. Cela revient à remplacer l'atmosphère réelle par une atmosphère fictive, un modèle, qui ne suit pas exactement la même évolution que l'atmosphère réelle.

Divers types de modèles d'atmosphère sont utilisés actuellement. Bornons-nous à signaler quelques-uns de ceux qui ont été ou sont encore les plus employés dans les services météorologiques dotés d'équipement de calcul suffisamment puissants.

On a évoqué précédemment la tentative de L. F. Richardson pour résoudre les équations de prévision. Grâce aux hypothèses simplificatrices introduites ultérieurement, en particulier par Carl-Gustaf Rossby peu après la Seconde Guerre mondiale, les bases jetées par Richardson permirent d'obtenir les premiers résultats concrets de prévision numérique à partir du *modèle barotrope*, ainsi nommé pour exprimer que pression et température sont reliées dans l'espace par une relation unique.

Fondé sur la conservation du tourbillon absolu de vent dans une atmosphère très simplifiée, réduite à deux dimensions (le vent ne varie pas avec l'altitude) et s'appliquant généralement à un hémisphère, ce modèle donne des résultats satisfaisants pour des échéances de l'ordre de 24 à 48 heures : la prévision est généralement faite pour le niveau 500 hectopascals (environ 5 500 m), qui constitue la " couche moyenne " de l'atmosphère.

Mais les insuffisances d'un tel modèle, qui ne peut faire état des mouvements verticaux de l'atmosphère, ont amené les météorologistes à utiliser des schémas de calcul dans lesquels la prise en considération des profils verticaux de vent et de température permet d'accéder au champ des vitesses verticales, dont on sait qu'elles sont étroitement liées à la formation des nuages et des précipitations. Ce sont les *modèles baroclines*.

Alors que le modèle barotrope permet la prévision de l'altitude de la surface isobare 500 hectopascals à partir d'elle-même, les modèles baroclines, ou " à plusieurs niveaux ", partent de la connaissance de la topographie de plusieurs surfaces isobares et calculent

l'état futur de ces mêmes surfaces. Les calculs sont plus complexes mais les résultats sont meilleurs que ceux du modèle barotrope.

On peut traiter ces modèles baroclines de diverses manières. La plus fréquente consiste à utiliser un système d'équations primitives comportant six équations d'évolution pour prévoir six paramètres : les trois composantes du vent, la température, la pression et une variable définissant le taux d'humidité.

Ces équations sont typiquement : les équations du mouvement de la mécanique des fluides (équations de Navier-Stokes) pour le champ de vent, l'équation de la thermodynamique (premier principe) pour le champ de température, l'équation de continuité pour le champ de pression et pour la quantité de vapeur d'eau. Ces équations aux dérivées partielles nécessitent une numérisation pour être résolues à l'aide de puissants calculateurs scientifiques.

On conçoit qu'un modèle atmosphérique doit prendre en compte des phénomènes d'échelles différentes, depuis les grands mouvements ondulatoires à l'échelle planétaire jusqu'à l'échelle de la micro turbulence. Dans ces conditions, un modèle comporte nécessairement, comme il a été dit, des hypothèses simplificatrices, comme l'hypothèse de l'hydrostatique dans les modèles de l'échelle synoptique. Pour fixer les idées, les modèles opérationnels à l'échelle du globe ou d'un hémisphère, discrétisent l'atmosphère en un certain nombre de couches suivant la verticale (de 10 à 15) et en un certain nombre de points de calcul suivant l'horizontale (intervalles entre les points de l'ordre de 100 km).

À ce stade, il est indispensable de prendre en compte de façon indirecte les processus physiques qui se produisent au sein de l'atmosphère à une échelle inférieure à celle du modèle, à savoir les échanges radiatifs, l'influence des nuages, les précipitations, les interactions avec la surface terrestre, etc.

Il faut souligner que le perfectionnement de ces modèles, favorisé par l'accroissement considérable des capacités de calcul et par l'apport des données satellitaires, a permis d'augmenter sensiblement les performances des prévisions météorologiques au cours de la décennie de 1970 ; depuis lors, les prévisions locales de température et de précipitations en France ont pu être améliorées et portées progressivement jusqu'à 5 à 6 jours d'échéance.

1-6-Qualité et échéance des prévisions

L'expérience a donc montré que les modèles évoqués ci-dessus ont amené une amélioration sensible de la qualité des prévisions par rapport aux méthodes subjectives antérieures.

Depuis les années soixante-dix, les grands centres nationaux de prévision informatisés mettent en œuvre opérationnellement des modèles de prévision jusqu'à des échéances allant de 4 à 6 jours. Depuis 1980, en particulier, le modèle du Centre européen de prévision météorologique à moyen terme, situé à Reading près de Londres, fait chaque jour une prévision à 10 jours d'échéance sur l'ensemble du globe.

Tous les contrôles qui sont faits, soit statistiquement soit par jugement subjectif, montrent que ces prévisions sont très fiables pour la courte échéance (de 2 à 3 jours) et très utiles pour donner une tendance d'évolution à moyenne échéance, jusqu'à 5 ou 6 jours. En fait, on admet qu'avec les modèles déterministes, compte tenu des progrès réalisables, l'échéance de 10 à 15 jours sera effectivement atteinte.

Bien entendu, il faut avoir présent à l'esprit que l'échelle des phénomènes prévisibles n'est pas la même à 12 heures d'échéance et à 10 jours. Si, dans le premier cas, on peut prévoir avec une assez bonne précision l'arrivée d'une zone pluvieuse sur une région, dans le second cas, on ne pourra qu'indiquer un type de temps, par exemple sec ou humide, avec une certaine probabilité de précipitations.

Aujourd'hui, donc, la prévision du temps est une opération mixte qui fait intervenir, d'une part, une chaîne de traitement automatique, de la prise en compte des observations jusqu'à

la présentation, sous forme de tableaux chiffrés ou de cartes, des résultats des modèles, d'autre part, le travail d'interprétation et d'adaptation de prévisionnistes expérimentés.

Prenons l'exemple de l'aéronautique : en atmosphère libre, aux niveaux de vol des avions, les prévisions numériques de températures et vents sont directement utilisables en sortie d'ordinateur. En revanche, la prévision concrète du temps sur le trajet du vol, en termes de nébulosité, météores, turbulence, ainsi que la prévision des conditions d'atterrissage seront effectivement établies par un prévisionniste spécialisé à partir d'une synthèse des informations dont il dispose. (À noter, par ailleurs, que les méthodes statistiques de régression permettent d'établir des relations entre les paramètres prévus par les modèles et les éléments météorologiques à prévoir à l'échelle locale, comme les températures extrêmes ou la probabilité de pluie, neige, brouillard, etc.)

Enfin, dans le domaine de la longue échéance (supérieure à 10 jours), on ne peut espérer appréhender que les grandes lignes de l'évolution du temps, mais il faut reconnaître qu'il n'y a pas encore de méthode fiable de prévision. La recherche d'analogies entre situations du passé et situations présentes, l'extrapolation de cartes moyennes spatiales et temporelles font partie des méthodes empiriques qui ont été pratiquées pendant longtemps, mais avec des résultats généralement décevants. Aussi préfère-t-on dorénavant s'orienter, comme on l'a déjà dit, vers les méthodes numériques à l'aide de modèles de simulation de la circulation générale. On peut penser que, dans un avenir plus ou moins proche, ces méthodes permettront d'extraire des signaux utiles pour les prévisions à long terme.

CHAPITRE 2

ORGANISATION DE L'ASSISTANCE MÉTÉOROLOGIQUE A L'AÉRONAUTIQUE

2-1-Dispositions générales

L'assistance météorologique à la navigation aérienne a pour objet de contribuer à la sécurité, à la régularité et à l'efficacité des vols.

Une liaison étroite est assurée entre l'utilisateur et le fournisseur de renseignements météorologiques pour ce qui concerne la manière de procurer l'assistance météorologique. Les renseignements fournis au personnel aéronautique seront donc les plus récents et seront présentés, dans la mesure du possible, dans des formes qui exigent un minimum d'interprétation.

2-2-Les organismes d'assistance

Les organismes chargés de fournir l'assistance météorologique à la navigation aérienne appartiennent aux catégories suivantes :

- centre mondial de prévision de zone (C. M. P. Z.)
- centre régional de prévision de zone (C. R. P. Z.)
- centre de veille météorologique (C.V. M.)
- centre météorologique d'aérodrome (C. M. A.)

2-2-1-Centre mondial de prévision de zone (C. M. P. Z.)

Londres et Washington établissent des prévisions, de vent et de température en altitude, l'altitude de la tropopause, ainsi que des prévisions concernant la vitesse, la direction et l'altitude du vent sur les deux hémisphères.

Les prévisions établies deux fois par jour par le centre mondial de prévision de zone sera valable pour 12,18, 24 et 30 heures après l'heure (0000 et 1200 UTC) des données synoptiques sur la base desquelles ces prévisions sont établies.

2-2-2-Centre régional de prévision de zone (C. R. P. Z.)

Il existe quatorze CRPZ qui sont chargés de fournir des prévisions de zone aux administrations météorologiques des autres usagers à l'intérieur de leur zone de service.

Chaque zone de services associés à un centre régional englobe un certain nombre de pays répertoriés dans les plans régionaux de navigation de l'OACI.

Ces quatorze CRPZ sont : Moscou, Tokyo, New Delhi, Melbourne, Wellington, Nairobi, Brasilia, Buenos Aires, Dakar, Las Palmas, Francfort, Londres, Paris, Washington.

La zone de couverture, est une zone géographique pour laquelle un CRPZ fournit des prévisions pour les vols en partance des aéroports situés dans sa zone de service.

Les quatorze CRPZ reçoivent les données digitales mondiales d'un CMPZ et établissent à partir de ces données des cartes et des messages des vents et des températures en altitude. Ils établissent, de plus, des cartes de temps significatif et selon les besoins des prévisions du temps significatif en langage clair pour leur zone de responsabilité.

Ces cartes du temps significatif sont échangées avec les autres CRPZ.

Les produits des CRPZ sont publiés quatre fois par jour à 0000, 0600, 1200 et 1800 UTC.

2-2-3-Centre de veille météorologique (C.V. M.)

À l'intérieur de chaque pays existent un ou plusieurs CVM dont la fonction essentielle est la surveillance et la signalisation, sur un territoire déterminé, des conditions météorologiques pouvant influencer sur la sécurité des aéronefs.

Les limites de région des CVM coïncident généralement avec les limites d'une région d'information de vol (FIR) ou d'une région de contrôle .

Ces CVM sont chargés de la surveillance des phénomènes suivants : orage, ligne de grain, grêle, turbulence, givrage, ondes orographiques, tempête tropicale, tempête de sable ou de poussières.

Il rédige et diffuse des messages de renseignements sous la forme SIGMET vers les centres de contrôle régionaux (CCR), les centres d'information en vol (CIV), les centres de veille météorologique voisins (CVM), la cellule d'organisation et de régulation du trafic aérien (CORTA), le service météorologique inter régional (SMIR) de rattachement ainsi qu'au centre météorologique d'aéroport (CMA) désigné par consignes spéciales.

2-2-4-Centre météorologique d'aérodrome (C. M. A.)

Les CMA implantés sur des aérodromes présentent un intérêt pour la navigation aérienne, permettent de procurer l'assistance météorologique requise pour répondre aux besoins de l'exploitation des vols. C'est ainsi qu'ils assurent tout ou partie des fonctions suivantes :

- par l'intermédiaire des stations météorologiques aéronautiques (SMA), chargée de l'observation pour l'aéronautique et établissant des messages d'observations (METAR, SPECI, OBS, spécial...), le CMA surveille en permanence les conditions météorologiques aux aérodromes, routes, zones, points pour lesquels il est chargé d'établir des prévisions (TAF, TENDANCE, GAFFO)

- Le CMA établit ou recueille des prévisions (ARMET, ARFOR, ROFOR, ...) et des renseignements (VOLOBS ,AIREP, RASIG, SIGMET, ...) concernant les vols dont il est chargé.

- Le CMA procure l'exposé verbal, consultation, documentation de vol (cartes en altitude, cartes TEMSI, messages, ...) et les autres renseignements (avertissements ,bulletins...) aux usagers.

- Le CMA établit des documents de climatologie pour les aérodromes, routes, zones qui sont sous sa responsabilité (tableaux, résumés, descriptifs...).

- Le CMA affiche et échange des renseignements météorologiques. Pour assurer ces fonctions, le CMA dispose généralement de prévisionnistes ainsi que des moyens de réception.

Dans le cas où tout ou partie des renseignements météorologiques ne serait pas disponible au CMA de l'aérodrome de départ, un complément d'information doit être demandé au CMA de rattachement.

2-3-Observations et messages d'observation météorologique

2-3-1-Stations météorologiques aéronautiques (SMA) et observations

Les SMA effectuent des observations régulières à intervalles fixes qui peuvent être complétées par des observations spéciales chaque fois que se manifestent des changements spécifiés de certains paramètres.

D'autres observations non régulières, tels que les observations pour le décollage et l'atterrissage sont effectuées sur demande et comme convenu entre l'administration météorologique et l'autorité compétente des services de la circulation aérienne.

2-3-1-1-Messages d'observations régulières

a) -Le message **METAR**

Origine	: station météorologique aéronautique (SMA)
Destinataire	: contrôle local, CVM ,SMIR, émission VOLMET,CMA,SMA, autres utilisateurs(compagnie, armée,...)
Horaire et fréquence	: en général toutes les heures à partir de l'heure ronde UTC (toutes les demi-heures pour certains grands aérodromes).
Teneur	: identification du type de renseignements. : indicateurs d'emplacement OACI de l'aérogramme. : heure de l'observations : vent. : visibilité. : temps présent. : nuage. : température de l'air et du points de rosée. :QNH. : état de la piste (s'il y a lieu). : mots en clair (s'il y a lieu) .
code	: voir exemple.

Voici un exemple de message METAR et sa signification.

```
DAAG 121000Z 13004KT 0600 R12/1000U FG DZ SCT010 0VC020 01/M01 Q1018
BECMG AT1200 9999 NSW
```

Les différents groupes codés rencontrés sont dans l'ordre :

DAAG: c'est le nom de l'aérodrome concerné, identifiés par son indicateur d'emplacement OACI.

- 121000Z**: c'est la date et l'heure de l'observation météorologique, à savoir, dans l'exemple, le douze du mois, à 10 heures Z (ou 10 heures UTC).
- 13004KT**: c'est le vent moyen en surface au cours des dix minutes précédant l'observation. dans la plupart des cas, ce groupe codé comprend cinq chiffres et deux lettres KT (abréviation de nœuds), les trois premiers chiffres indiquent la direction du vent, les deux derniers sa vitesse (ici : vent venant du 130° vitesse 4 nœuds). lorsqu'il y a des rafales, ces 5 chiffres sont suivis de la lettre G (initiale du mot anglais gust) et de deux autres chiffres indiquant la vitesse maximale du vent (exemple :32023G35KT signifie vent venant du 320 ° vitesse moyenne 23 nœuds, vitesse maximale en rafales masse que le vent a une direction variable, elle est indiquée par les lettres VRB (à la place des 3 chiffres) si la vitesse du vent est inférieure à 3KT Les deux directions extrêmes du vent sont indiquées, séparées par la lettre V (exemple :190V29015KT signifie vent variable entre 190 ° et 290° vitesse moyenne 15 nœuds).Lorsque le vent est calme, le groupe du vent est noté 0000KT.
- 0600**: visibilité horizontale en surface, en général 4 chiffres. La visibilité est exprimée en mètres, sauf pour 9999 qui signifie 10km ou plus (dans l'exemple : 0600 signifie visibilité horizontale 600 m). Si la visibilité horizontale n'est pas la même dans tous les secteurs de l'horizon, et si elle est inférieure à 1.500 m dans une direction, mais supérieur à 5.000 m dans une autre direction, la visibilité est décrite par deux groupes, le premier indique la visibilité minimale et son secteur, le second la visibilité maximale et son secteur (exemple : 0700 NE 8000S signifie visibilité horizontale minimale 700 m dans le nord-est, visibilité maximale 8 kilomètres dans le sud).
- R12/1000U**: portée visuelle de piste, appelé aussi RNR. Ce groupe ne figure dans le message que si la visibilité horizontale, ou la RVR, est inférieure à 1.500 m, et s'il existe un moyen de mesure de la RVR. Le groupe commence toujours par la lettre R suivie du numéro de la piste utilisée pour l'atterrissage. Après une barre de fraction /, figure en tête la valeur de la RVR exprimée en mètres. Enfin, le groupe se termine par l'une des lettres U ,D ou N, signifiant de la RVR a tendance à augmenter (U=up), a diminuer (D=down) ou ne pas changer (N= no change).

FG DZ : météores, peuvent figurer ici, deux ou 3 groupes de lettres qui sont en général des abrégés de mots anglais. Les principales abréviations utilisées :

BC = en bancs	FZ = givrant ou surfondue	SH = averses
BR = brume	GR= grêles	SN = neige
DZ = bruine	GS = grésil ou neige roulée	TS = orage
FG = brouillard	RA = pluie	VC = au voisinage

si l'intensité d'un phénomène est forte, les deux lettres de Code le signalant sont précédés du signe +. Ces abréviations peuvent se combiner, par exemple +TSGR signifie fort orage avec grêle.

SCT010 : nuages, ce groupe est toujours composé de trois lettres (nébulosité) et de 3 chiffres (hauteur de la base de la couche au-dessus de l'aérodrome, exprimée en centaine de pieds). Les trois lettres sont l'un des mots de Codes suivant :

FEW = nébulosité 1 ou 2 octas .

SCT (scattered) = nébulosité 3 ou 4 octas.

BKN (broken) = nébulosité comprise entre 5 et 7 octas.

OVC (overcast) = nébulosité 8 octas.

Dans l'exemple proposé,SCT010 sera traduit : 1 à 4/8 base à 1000 pieds au-dessus de l'aérodrome.

OVC020: deuxième groupe concernant les nuages (il peut y en avoir plusieurs), codés de la même manière que décrits ci-dessus. Dans l'exemple,OVC020 signifie :8/8 base à 2000 pieds au-dessus de l'aérodrome.

01/M01: température de l'air sous abri et du point rosée exprimée en degrés entier ; les deux température sont séparées par une barre de fraction. Elles sont précédées de la lettre M quand elles sont inférieures à 0° C.

BECMG: tendance pour les deux heures qui suivent l'heure de l'observation météorologique. Trois mots de Codes peuvent être utilisés ici :

BECMG (becoming) = devenant.

TEMPO = temporairement.

dans ce cas, le changement de temps temporaire ne doit pas dépasser une heure en durée.

NOSIG = pas de changement.

Si aucun changement de temps n'est prévu par rapport à l'observation, ce groupe

codé est utilisé et constitue la fin du message METAR .

AT1200:Heure caractérisant l'évolution prévue. Trois mots de Codes peuvent être utilisés

ici: AT =à ; FM (from) = à partir de ; TL (until) = jusqu'à.

Ces deux lettres sont suivies de l'heure UTC exprimée en quatre chiffres (heures et minutes). Signification de AT1 : à 12 heures UTC.

Après ces groupes viennent un ou plusieurs groupes décrivant les éléments météorologiques susceptibles d'évolution. On reconnaît chacun des éléments par la forme du groupe codé. Ainsi, dans l'exemple, 9999 est un groupe à quatre chiffres qui ne peut concerner que la visibilité (prévue devenant supérieur ou égale 10 km).

NSW : abréviations utilisées dans certains cas particuliers pour remplacer les groupes codés d'un seul coup. On peut trouver ainsi dans le message METAR, aussi bien dans la partie tendance que plus avant dans le message les abréviations suivantes:

CAVOK signifie:

- visibilité horizontale 10 km ou plus.
- pas de nuages au-dessous de 1500 m..
- ni précipitation, ni orage, ni tempêtes de poussière de sable, ni brouillard mince, ni chasse sable ou chasse neige basse.

b)- *Le message SPECI*

Ce message est établi lorsque surviennent ou disparaissent des changements spécifiés de certains paramètres.

Origine : station météorologique aéronautique (SMA)

Destinataire : contrôle local ,CVM ,SMIR, émission VOLMET,CMA,SMA, aux autres utilisateurs (compagnie, armée...)

Horaire : l'heure du changement significatif.

Teneur : identification du type de renseignements.
: indicateurs d'emplacement OACI de l'aérodrome.
: heure du changement.
: vent.
: visibilité.
: temps présent.

: nuages.
: indicateurs d'aggravation ou d'amélioration.

2-3-1-2-Messages d'observations non réguliers

a)-*Le message OBS*

Origine : station météorologique aéronautique (SMA).
Destinataire : contrôle local.
Horaire et fréquence : rédigé soit sur demande, soit à heure fixe (tous les quarts d'heure ou demi- heures).
teneur : identification du type de renseignements.
: heure de l'observation.
: identification de l'aérodrome.
: vent.
: visibilité ou portée visuelle de piste.
: temps présent .
: nuages.
: température de l'air et du point rosée.
: QFE et QNH.

b)- *Le message SPECIAL*

Même origine, même Destinataire, même teneur que le message OBS, ce message est rédigé lorsque surviennent ou disparaissent des changements spécifiés de certains paramètres.

2-4-Observations D'AERONEFS

Les observations météorologiques d'aéronefs comprennent :

1)-Les observations effectuées par des aéronefs de transport civils ou militaires et sont reçues : a)-En cours de vol, par transmission " AIR / SOL " .

b)- après le vol, par remise de compte-rendu à la SMA ou au CMA de l'aérodrome d'arrivée.

2)-les observations particulières effectuées par certaines catégories d'usagers.

3)-Les observations effectuées au cours de vols météorologiques.

2-4-1-Observations d'aéronefs de transport : *le message. AIREP.*

Des observations d'aéronefs régulières ou spéciales peuvent être effectuée aux points, lignes ou intervalles de compte-rendu des services de la circulation aérienne.

Origine : aéronef de transport .
Destinataire :CCR /CIV, CVM.
teneur : température de l'air

- : vent.
- : turbulence
- : givrage.
- : renseignements complémentaires

2-4-2-Observations particulières

Des observations de turbulence à haute altitude peuvent être effectuées, sur demande, par des aéronefs volant au niveau de vol 200 et au-dessus.

Des observations météorologiques à haute altitude peuvent être effectuées par les pilotes d'avions de chasse militaire lors de leurs exercices.

Les phénomènes météorologiques ainsi signalés donnent lieu à l'élaboration et à la transmission des messages "VOLOBS" ou "AIREP".

2-5-Prévisions et messages de prévision météorologique

2-5-1-Interprétation et utilisation des prévisions

En raison de la validité des éléments météorologiques dans l'espace et dans le temps, des limitations des techniques de prévisions et des limitations dues à l'imprécision inévitable de la définition de certains éléments, la personne qui reçoit des renseignements doit admettre que la valeur spécifique de l'un quelconque des éléments indiqués dans une prévision est la valeur la plus probable que cet élément atteindra durant la période couverte par les prévisions.

De même lorsque l'heure d'apparition de variation d'un élément, cette heure doit être interprétée comme représentant l'heure la plus probable.

Il est bien entendu que la communication d'une nouvelle prévision par un centre météorologique annule automatiquement toute prévision du même type communiquée antérieurement pour le même lieu ou pour la même période de validité ou pour une partie de cette période.

2-5-2-Messages de prévisions d'aérodrome

2-5-2-1-Prévision d'aérodrome : *le message TAF*

Une prévision d'aérodrome étant établi par le CMA désigné par l'administration météorologique intéressée. Cette prévision d'aérodrome est constamment tenu à jour et s'il y a lieu amendée.

- Origine : centre météorologique d'aérodrome
- Destinataire : contrôle local, SMIR , CVM , CMA , émission VOLMET certains utilisateurs (compagnie, armée...).
- Période de validité : généralement neuf heures (parfois vingt-quatre heures).
- Teneur : identification du type de renseignements.
 : identification de l'aérodrome.
 : période de validité.
 : vent.
 : visibilité.
 : nuages.
 : température (s'il y a lieu).
 : givrage (s'il y a lieu).
 : turbulence (s'ils y a lieu).
 : pression (s'il y a lieu).
 : fronts (s'il y a lieu).

2-5-2-2-Prévision d'atterrissage : *le message TENDANCE*

Cette prévision établie par un CMA vise à répondre aux besoins des usagers locaux qui se trouvent à moins d'une heure de vol environ à l'aérodrome.

Cette prévision d'atterrissage peut être de type COMPLET et comporte en langage clair la prévision d'un ou plusieurs des éléments suivants : vent en surface, visibilité, temps significatif, nuages. La période de validité ne dépassera pas deux heures.

La prévision d'atterrissage la plus courante est de type TENDANCE et se compose d'un message d'observation régulière (METAR , SPECI) auquel est joint en code une tendance prévue des conditions météorologiques.

Origine :CMA.
 Destinataire : contrôle local, CVM ,SMIR, émission VOLMET,CMA,SMA, autres utilisateurs(compagnie, armée,...).
 Période de validité : deux heures.
 Teneur : vent.
 : visibilité.
 : temps significatif.
 : nuages.

2-5-2-3-Prévision pour le décollage : le message **PREDEC**.

Une prévision pour le décollage peut être établie en clair par un CMA. Cette prévision se rapporte à une période de temps déterminée et contient des renseignements sur les conditions prévues sur l'ensemble des pistes. L'ordre des éléments est le même que celui utilisé dans les messages d'observations pour le même aéroport. Cette prévision est établie sur demande dans les trois heures qui précèdent l'heure de décollage.

2-5-2-4-Message de prévisions en altitude

Prévision de zone et de route : les messages ARFOR,ARMET,ROFOR.

Ces messages ne sont plus guère utilisés et sont remplacés par des cartes prévues.

Origine :CMA
 Destinataire :CVM,SMIR,CMA, usagers demandeurs.
 Période de validité : variables.

Teneur : identification du type de renseignements.
 : indicateurs de zone ou d'aéroport.
 : période de validité.
 : vent en altitude.
 : température en altitude.
 : phénomènes météorologiques significatifs.
 : nuages.
 : autres éléments.

2-5-2-5-Prévision de vent et de température : le message **WINTEM**.

Ce message comporte des données prévues relatives aux vent, à la température et à la tropopause aux points d'une grille géographique rectangulaire (limites définies pas 2 méridien et 2 parallèles).

Origine : CRPZ.

Destinataire : CVM, CMA, usagers.

Validité : pour l'heure prévues.

Teneur : identification du type de renseignement, jour, heure de validité.
: latitudes et longitudes des points de grille.
: niveau de la tropopause.
: vent maximale.
: niveau de vol, vent et température.

2-5-2-6-Autres messages

a)-*Protection en vol* : le message **SIGMET**

Les renseignements "SIGMET" portent sur l'occurrence et/ ou l'occurrence prévue d'un ou plusieurs phénomènes ci-après :

- au niveau de croisière subsonique.
- aux niveaux d'accélération transsonique et aux niveaux de croisière supersonique.
turbulence modérée ou forte, grêle.

Origine : centre de veille météorologique (CVM)

Destinataire : CVM ,SMIR ,CMA, émission Volmet ,CCR ,CIV ,CORTA, certains utilisateurs(compagnie, armée...).

Période de validité : ne dépasse pas quatre heures.

Teneur : indicateurs d'emplacement du CV de M.
: identification du type de message.
: numéral d'ordre.
: période de validité.
: zone couverte.
: indication et description du phénomène.
: type de renseignements (observations et / ou prévision).
: localisation du phénomène.
: déplacement réel ou prévu.
: évolution prévue.

b)- *Avertissement d'aérodrome*

Les avertissements d'aérodrome donnent des renseignements concis en langage clair, sur les conditions météorologiques qui pourraient nuire aux aéronefs au sol, en stationnement, ainsi qu'aux installations et services d'aérodrome. Ils portent sur l'occurrence ou l'occurrence prévue d'un ou plusieurs phénomènes ci-après :

- tempête tropicale tourbillonnaire
- orage.

- grêle
- neige.
- précipitations se congelant poids
- gelée blanche ou givre.
- tempête de sable ou de poussières.
- vent de sable ou de poussières.
- vent fort en surface et rafales.
- grains .

c)-Avertissement de cisaillement du vent

Cet avertissement donne des renseignements concis sur l'existence observée (par des aéronefs par exemple) ou prévue d'un cisaillement de vent qui pourraient causer des difficultés aux aéronefs sur la trajectoire d'approche ou de décollage, à partir du niveau de la piste et jusqu'à une hauteur de 500 mètres.

d)-Bulletin météorologique d'information (BMI)

Les BMI sont des messages relatifs aux aspects essentiels de la situation météorologique considérée strictement du point de vue d'un aéronef survolant, appelé à survoler ou à atterrir. Il se compose d'un résumé des plus récentes observations météorologiques ou d'aéronefs, au sol ou en altitude et d'une évolution des conditions météorologiques pour une période de six heures à partir de l'heure du BMI .

CHAPITRE 3

INTRODUCTION A LA LOGIQUE FLOUE

Nous présentons dans ce chapitre, le concept de base de sous-ensemble flou. C'est à partir de cette idée extrêmement simple que peuvent être généralisées les relations unaires telles que «x est grand» ou «x est très grand» et des relations binaires telles que «x est voisin de y» ou «x est nettement plus petit que y», puis les quantificateurs flous. Ce concept est adapté à la description des situations intermédiaires, telles que «la plupart», «peu de», «presque tous» ...

3-1. Bref historique

Les quelques points de repères historiques suivants permettent de situer dans le temps le développement de la logique floue et ses applications au réglage:

1965 Le Prof. L. A. ZADEH de l'Université de Berkeley (Californie) pose les bases théoriques de la logique floue.

1973 L. A. ZADEH propose d'appliquer la logique floue aux problèmes de réglage.

1974 Première application du réglage par la logique floue appliquée à une turbine à vapeur. Suivie en 1980 par une application sur un four à ciment et en 1983 sur un épurateur d'eau.

1985 Premiers produits industriels (Japon) utilisant le principe de la logique floue appliqué à des problèmes de réglage et de commande. Développement de processeurs dédiés à des applications de réglage par la logique floue.

3-2. Définitions

3-2-1 Processeur

On appelle *processeur* un « organe capable d'assurer le traitement complet d'une série d'informations » (Larousse).

3-2-2 Logique floue

« Logique qui substitue à la logique binaire une logique fondée sur des variables pouvant prendre, outre les valeurs « vrai » ou « faux », les valeurs intermédiaires « vrai » ou « faux » avec une certaine probabilité. ».

3-2-3 Processeur flou

Processeur capable de traiter des informations en faisant intervenir les principes de la logique floue.

3-3. Principes de la logique floue

3-3-1 Introduction

La logique floue est une branche des mathématiques et, à ce titre, toute une série de notions fondamentales sont développées. Ces notions permettent de justifier et de démontrer certains principes de base.

3-3-2 .Notions de base sur la logique floue

3-3-2-1. Ensembles flous, nombres flous

Dans un ensemble de référence E, depuis [ZADEH 65] et [KAUFMANN 72], un sous-ensemble flou de ce référentiel E est caractérisé par une fonction d'appartenance μ de E dans l'intervalle des nombres réels [0, 1] (degré d'appartenance qui est l'extension de la fonction caractéristique d'un sous-ensemble classique). En fait un sous-ensemble flou (nous dirons plus brièvement un ensemble flou) est formellement défini par l'application μ , mais pour se ramener au langage des mathématiques classiques, nous parlerons d'un ensemble flou A, et noterons μ_A sa fonction d'appartenance.

3-3-2-2 Noyau ,Support et opérations sur les ensembles flous

Pour un sous-ensemble flou A d'un référentiel E on donne les définitions suivantes :

Noyau $N(A) = \{x / \mu_A(x) = 1\}$ Les éléments «vraiment» dans A.

Support $S(A) = \{x / \mu_A(x) \neq 0\}$ Ceux qui y sont à des degrés divers.

Pour un ensemble classique A, noyau et support sont confondus avec A, et sa fonction caractéristique μ n'admet que 0 ou 1 pour valeurs.

3-3-2-3 Cardinal d'un ensemble flou

On peut définir le nombre d'éléments d'un ensemble flou A par $\text{card}(A) = \sum \mu_A(x)$ dans le cas fini, et par l'intégrale de la fonction d'appartenance μ_A si A est continu.

On retrouve bien le nombre d'éléments dans le cas où A est exact.

3-3-2-4 Produit cartésien

Le produit cartésien est défini par $\mu_{A*B}(x, y) = \min [\mu A(x), \mu B(y)]$.

Si R est un ensemble flou de E*F (une relation floue) sa projection sur E sera définie par $\mu\pi(R, E) = \sup \{\mu_{R(x, y)} / y \in F\}$ conformément au principe d'extension énoncé plus loin.

3-3-2-5 Alpha-coupes d'un ensemble flou A

Ce sont les ensembles exacts définis par $A\alpha = \{x \in X / \mu_{A(x)} \geq \alpha\}$, on a les propriétés : $(A \cup B)\alpha = A\alpha \cup B\alpha$ et $(A \cap B)\alpha = A\alpha \cap B\alpha$

3-4 Variables floues

3-4-1 Introduction

Les grandeurs utilisées dans un système sont généralement générées par des capteurs. Il est nécessaire de convertir ces grandeurs en variables floues. Pour ce faire on définit les deux notions suivantes :

- Les *fonctions d'appartenances* qui permettent de définir le degré de vérité de la variable floue en fonction de la grandeur d'entrée.
- Les *intervalles flous* qui déterminent le nombre de variables floues Dans l'exemple de la figure 2, on fait intervenir trois intervalles flous : « petit », « moyen » et « grand ». En outre chaque intervalle fait référence à une fonction d'appartenance qui permet de définir le degré de vérité de la variable floue correspondante en fonction de la taille.

3-4-2 Fonctions d'appartenance

Il s'agit d'établir une relation entre le degré de vérité de la variable floue et la grandeur d'entrée correspondante (cf. Figure 3.1). On parle de *fuzzification* :

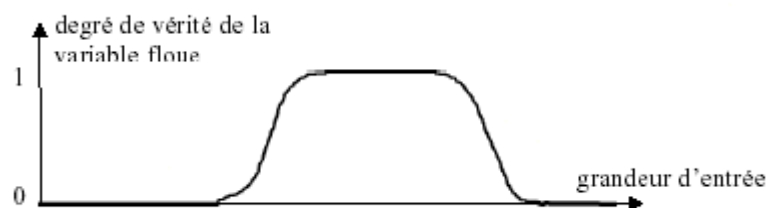


Figure 3.1

On peut évidemment choisir n'importe quelle forme pour les fonctions d'appartenance. Cependant, en pratique, on utilise les formes trapézoïdales (cas de la figure 2) et les formes en cloche (gaussiennes).

3-4-3 Intervalles flous

Ces intervalles définissent le nombre de variables floues associées à une grandeur d'entrée. Dans le cas du réglage, trois à cinq intervalles s'avèrent suffisants. De façon générale ils sont caractérisés à l'aide de symboles tels que ceux présentés dans le (Tableau 3-1).

Tableau 3-1

Symbole	Signification
NG	négatif grand
NM	négatif moyen
EZ	environ zéro
PM	positif moyen
PG	positif grand

Contrairement aux variables binaires qui sont définies par les deux états « vrai » ou « faux », les variables floues présentent toute une gradation entre la valeur « vrai » et la valeur « faux ».

L'exemple qui suit permet de mieux saisir la distinction qui existe entre les variables binaires et les variables floues. Si l'on désire classer un groupe d'individu par leur taille en définissant la catégorie des petits par une taille en dessous de 160 cm, la catégorie des moyens par une taille comprise entre 160 cm et 180 cm et la catégorie des grand par une taille supérieure à 180 cm, la logique binaire donne la représentation de la (Figure 3.2) pour les trois variables « petit », « moyen » et « grand »

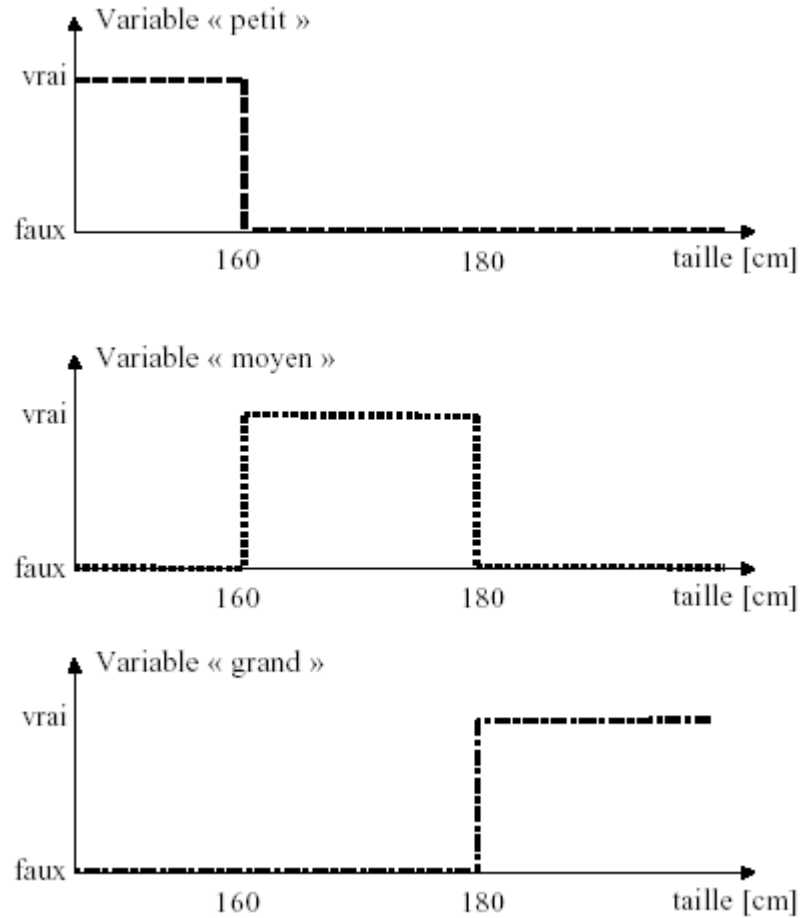


Figure 3.2

Deux remarques s'imposent au sujet de cette représentation :

D'une part, on préfère représenter l'état de la variable à l'aide de son degré de vérité en associant la valeur 1 (degré de vérité de 100%) à la valeur « vrai » et le degré de vérité nul à la valeur « faux ».

D'autre part, on constate que cette façon de faire est très éloignée de ce que fait l'être humain lorsqu'il résout ce genre de problème. En effet, l'homme ne fait pas naturellement une distinction franche entre « petit » et « moyen » par exemple. Il utilise des expressions du genre « plutôt petit » pour qualifier une taille légèrement inférieure à 160 cm et « plutôt moyen » pour une taille légèrement supérieure à cette valeur.

En conclusion, la logique binaire présente l'avantage de la simplicité mais est assez éloignée de la logique utilisée naturellement par l'être humain.

Si l'on représente le même problème à l'aide de la logique floue, les variables ne sont plus binaires mais présentent une infinité de valeurs possible entre le « vrai » et le « faux » (Figure 3.3)

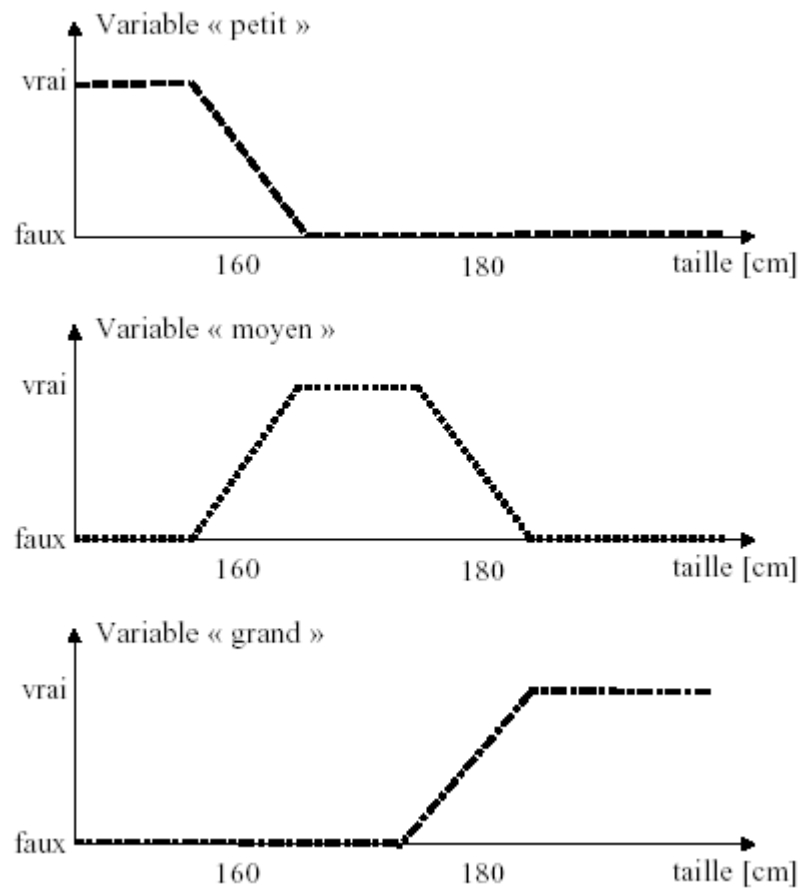


Figure 3.3

On constate que cette représentation est beaucoup plus proche de la façon dont l'être humain raisonne puisqu'elle permet de faire intervenir des notions telles que « plutôt petit », « assez grand »... Cette avantage se fait, évidemment, au détriment de la simplicité de la représentation.

3-4-4 Règles d'inférence

On appelle *règles d'inférence* l'ensemble des différentes règles reliant les variables floues d'entrée d'un système aux variables floues de sortie de ce système. Ces règles se présentent sous la forme :

Si condition 1 **et/ou** condition 2 (**et/ou...**) **alors** action sur les sorties

L'exemple suivant, tiré de la vie quotidienne, permet d'illustrer ceci :

Lorsque l'on prend une douche, un des problèmes qui se présente est de régler la température de l'eau. La variable d'entrée du système homme-douche est la température de l'eau mesurée à l'aide de nos capteurs de température. Les variables de sorties sont les deux robinets eau chaude et eau froide. Dans la pratique, le réglage de la température se fait en utilisant notre expérience, expérience qui recouvre à la fois nos préférences et notre connaissance de l'installation sanitaire utilisée. Ce réglage se fait en utilisant des règles du genre :

- **Si** la température est très froide **alors** ouvrir à fond l'eau chaude
- **Si** la température est un peu trop froide **alors** fermer un peu l'eau froide
- **Si** la température est bonne **alors** laisser les deux robinets dans leur état
- **Si** la température est trop chaude **alors** fermer un peu l'eau chaude et ouvrir un peu l'eau froide
- etc...

En termes d'intelligence artificielle, ces règles résument en fait *l'expérience* de *l'expert* et elles ne sont en général pas définissables de façon unique puisque chaque individu crée ses propres règles.

3-4-5 Cas particulier : grandeur de sortie

La grandeur de sortie peut être définie à l'aide d'un certain nombre d'intervalles flous et diverses fonctions d'appartenance. Toutefois, en pratique, cette définition peut sembler assez lourde et le concepteur (*l'expert*) peut choisir d'associer une seule valeur à chaque intervalle flou. Par exemple, pour une grandeur à cinq intervalles flous, on peut définir les valeurs suivantes (cf. Tableau 3. 2) :

Tableau 3. 2

Intervalle	Valeur en % du maximum
très petit	0
petit	25
moyen	50
grand	75
très grand	100

Ce qui définit des fonctions d'appartenances en forme de raies comme illustré à la figure 3. 4.

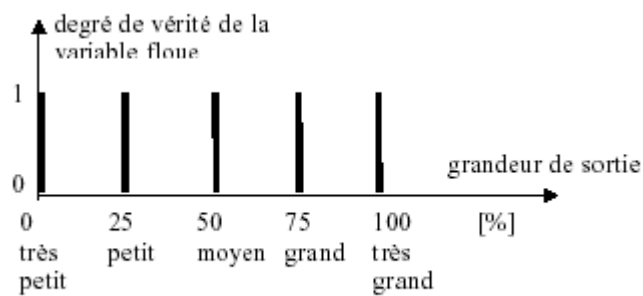


Figure 3.4

3-5. Inférences et opérateurs

3-5-1 Règles d'inférences

Ces règles permettent de relier les variables floues d'entrée aux variables floues de sortie à l'aide de différents opérateurs. Elles doivent être définies par le concepteur de système de réglage en fonction de son expérience (rôle d'*expert*) et mémorisées dans l'organe de commande.

3-5-2 Opérateurs

Les règles d'inférences font appel aux opérateurs **et**, **ou** et **non**, qui s'appliquent aux variables floues. Dans le cas de la logique binaire ces opérateurs sont définis de façon

simple et univoque. Dans le cas de la logique floue, la définition de ces opérateurs n'est plus univoque et on utilise le plus souvent les relations présentées dans le Tableau 3.3.

Tableau 3.3

Opérateur	Opération sur le degré de vérité des variables
et	minimum
	produit
ou	maximum
	valeur moyenne
non	complément à 1

Les opérations **minimum** et **maximum** présentent l'avantage de la simplicité lors du calcul, par contre, elles privilégient l'une des deux variables. Les opérations de **produit** et **valeurs moyenne** sont plus complexes à calculer mais elles produisent un résultat qui tient compte des valeurs des deux variables.

3-6 Combinaison des règles et défuzzification

3-6-1 Introduction

Les différentes règles d'inférences produisent chacune une valeur. Ces différentes valeurs doivent être combinées afin d'obtenir la (éventuellement les) variable(s) de sortie. Ensuite la (ou les) variable(s) floue(s) de sortie doivent être converties en une grandeur de commande (tension, couple...) afin d'être appliquée au système à régler. On appelle cette dernière étape la *défuzzification*.

3-6-2 Combinaison des règles

L'ensemble des règles se présente sous la forme d'une énumération du type :

Si condition 1 **et/ou** condition 2 (**et/ou...**) **alors** action sur les sorties

Si condition 3 **et/ou** condition 4 (**et/ou...**) **alors** action sur les sorties

Si condition 5 **et/ou** condition 6 (**et/ou...**) **alors** action sur les sorties

La combinaison de ces différentes règles se fait à l'aide de l'opérateur **ou**. La justification du choix de l'opérateur se fonde sur la pratique du langage courant : en effet, une telle énumération est comprise dans le sens

Si... alors...

ou

Si... alors...

ou

...

bien que l'opérateur **ou** ne soit pas explicitement mentionné.

3-6-3 Défuzzification

Les valeurs obtenues lors de la combinaison des règles appliquées aux intervalles flous de la variable de sortie défini une fonction d'appartenance. Il s'agit de convertir cette information en une grandeur physique. Plusieurs façons de faire peuvent être envisagées mais, en pratique, on utilise surtout les deux méthodes suivantes :

- défuzzification par calcul du centre de gravité
- défuzzification par calcul du maximum

3-6-4 Défuzzification par calcul du centre de gravité

Il s'agit de calculer le centre de gravité de la fonction d'appartenance de la variable de sortie (figure 3.5) :

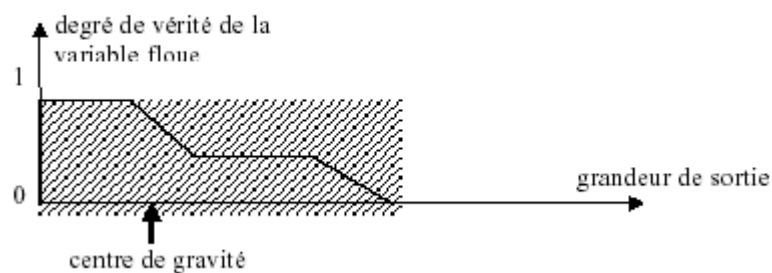


Figure 3.5

Le calcul du centre de gravité permet bien d'obtenir une seule valeur pour la grandeur de sortie. Son calcul est cependant relativement complexe puisqu'il nécessite le calcul d'une intégrale, ou dans le cas simple de fonctions d'appartenance en raies, d'une somme pondérée.

3-6-5 Défuzzification par calcul du maximum

Il s'agit de la façon la plus simple, au point de vue du volume de calcul, pour effectuer la défuzzification. La façon de procéder diffère cependant fondamentalement du cas général exposé ci-dessus. Tout d'abord, la grandeur de sortie doit être normalisée (en pour-cent par exemple) et la définition des intervalles flous doit se résumer à une valeur : par exemple « petit » correspond à 0 et « moyen » à 0,5 (fonctions d'appartenance en forme de raies). L'opération de défuzzification consiste à prendre d'abord le minimum entre la valeur produite par la règle concernée et la valeur de la variable floue de sortie. La valeur de sortie est définie par la valeur maximale des variables floues de sortie.

L'exemple suivant permet d'en illustrer le principe :

Soit un système avec trois règles :

la règle 1 donne une sortie de type « petit » d'un degré de vérité de 0,8

la règle 2 : sortie de type « moyen » d'un degré de vérité de 0,3

la règle 3 : sortie de type « grand » d'un degré de vérité de 0,1

la valeur normalisée de l'intervalle « petit » vaut 0

la valeur normalisée de l'intervalle « moyen » vaut 0,5

la valeur normalisée de l'intervalle « grand » vaut 1

-la règle 1 donne une valeur de sortie de 0 (minimum entre 0,8 et 0)

-la règle 2 donne une valeur de sortie de 0,3 (minimum entre 0,3 et 0,5)

-la règle 3 donne une valeur de sortie de 0,1 (minimum entre 0,1 et 1)

la grandeur de sortie est déterminée par le maximum des valeurs obtenues et vaut 0,3 ce qui correspond à une valeur « plutôt petite ».

On constate que cette méthode est simple à appliquer mais, étant basée sur l'opérateur **maximum**, elle privilégie une seule règle parmi celles présentes.

CHAPITRE 4

INTRODUCTION A LA FUSION DE DONNEES

4-1-Introduction

4-1-1 : Problème et intérêt

Les progrès qu'ont connu les systèmes de recueil de donnée ont favorisé l'émergence de nouvelles sources de données (nouveaux capteurs de mesure dotés de grande précision, capteurs embarqués à bord de mobiles, ...), permettant de disposer d'informations de plus en plus riches et complexes, de nature et de fiabilité diverses. Ces progrès dans le domaine de recueil de données se sont accompagnés de ceux des systèmes d'informations et de communications avec de fortes exigences en terme de qualités et de performances. La satisfaction de ces exigences tient principalement à la capacité de tels systèmes de prendre en compte l'ensemble des différentes sources d'informations disponibles. Pour ce faire, on fait appel à des mécanismes de fusion de flots de données et des informations issues de sources diverses. Cette fusion permet d'exploiter un nombre important des données, en tenant compte de leur diversité, de leurs imperfections et en tentant de pallier à leur limitations et handicaps.

La fusion de données issues de sources différentes est actuellement un besoin général exprimé par les applications de plusieurs domaines (renseignement militaire, cartographie, ingénierie, communication, etc...). Il est parfois nécessaire d'utiliser des moyens différents pour acquérir des informations sur un même objet, ceci dans le but d'améliorer la précision de la mesure et / ou de lever des ambiguïtés. Ceci nécessite des mécanismes appropriés pour leur fusion. Ce problème, connu sous le vocable de *fusion de données*, dont l'importance croit avec l'apparition de nouveaux moyens de mesure et des données inaccessibles jusqu'alors, touche la quasi-totalité des domaines de recherches manipulant de grandes masses de données et devient à l'heure actuelle une préoccupation fondamentale aussi bien pour le scientifique que pour le décideur.

Ainsi, dans de nombreux domaines où la connaissance des situations ou d'un environnement est inaccessible directement (à cause par exemple de son hostilité, de sa complexité, ...), on voit émerger de nouvelles technologies capables de fournir des données de plus en plus nombreuses et toujours plus précises, susceptibles d'améliorer

cette connaissance. La fusion des données apparaît alors comme une solution intéressante permettant de faire une synthèse des informations provenant des différentes sources pour obtenir une information plus riche, plus précise et plus fiable. L'information résultante du processus de fusion reflète non seulement les données fournies par chacune des sources mais également les informations qui n'auraient pu être inféré par aucune des sources prises séparément. On utilise, pour cela, les propriétés de redondance et de complémentarité des sources de données.

Un grand nombre de méthodologies mathématiques ont été proposé comme solutions potentielles au problème de fusion de données. Parmi les plus aboutis, on peut citer la théorie des probabilités et principalement l'approche bayésienne, la théorie des crédibilités, la théorie des possibilités et ensembles flous et les méthodes d'agrégations multicritères. Parallèlement à ces cadres mathématiques, d'autres techniques relevant de l'informatique avancée ont été utilisés. C'est le cas par exemple des réseaux neuromimétiques (néologisme comprenant, entre autre, les systèmes de calcul et les modèles informatiques : neurones formels, algorithmes génétiques, etc.) et de la cognition artificielle : intelligence artificielle, systèmes experts, systèmes hybrides, etc..

4-1-2 : Origine, définition et nomenclature

Combiner des informations issues de données collectées sous différentes conditions (et avec différents niveaux de précision) pour aboutir à des conclusions fiables et robustes que celles qui auraient découlées de chaque source d'information est un problème fort ancien. Ainsi, L'invention de la méthode des moindres carrés par Legendre (1805) puis par Gauss (1809) constitue une tentative pour la résolution de ce type de problème : utiliser des observations astronomiques mesurée à des différents observatoires pour estimer les orbites des comètes et pour déterminer les arcs méridiens en géodésie.

Tout au long du 20^e siècle, les chercheurs de plusieurs domaines ont été amenés à combiner des informations issues de diverses expérimentations pour accroître la précision de l'estimation de paramètres inconnus. L'un des premiers exemples dans ce domaine est du à Karl Pearson (1904), l'un des pères fondateurs des techniques exploratoires d'analyse de données et notamment l'analyse en composantes principales, qui cherchait à déterminer la relation entre la mortalité et l'inoculation du vaccin de la fièvre typhoïde. Il a utilisé pour cela cinq échantillons indépendants de faible taille et a calculé l'estimation de la

corrélation dans chaque échantillon, puis il a considéré la moyenne arithmétique de ces cinq coefficients de corrélation comme mesure de l'efficacité du vaccin par comparaison à des valeurs obtenues pour d'autres vaccins.

La physique était aussi l'un des domaines où la fusion d'information a été utilisée très tôt, essentiellement pour l'estimation des constantes physiques. Par exemple CLARKE (1920) et BIRGE (1932) ont été les premiers à combiner les résultats des expériences effectuées dans divers laboratoires pour l'établissement de valeurs de référence pour certaines constantes physiques. On retrouve dans leurs travaux l'utilisation de la technique des moindres carrés pondérés.

La fin des années 30 a connu l'éclosion d'une littérature portant sur la combinaison d'information inter-expérimentations principalement dans le domaine agronomique. C'est ainsi que COCHRAN (1937), YATES et COCHRAN (1938) ont décrit des méthodes de fusion d'estimateurs des effets de traitements à partir de plusieurs expérimentations. TIPPET (1931), FISHER (1932) et PEARSON (1933) ont proposé plusieurs approches pour combiner les probabilités critiques obtenues à partir de différentes expérimentations.

Malgré ces recherches anciennes, la fusion de données n'a pas été reconnue comme une discipline scientifique à part entière et ce n'est que très récemment qu'elle a réellement connu un essor considérable. L'une des principales causes à cela est certainement le manque de terminologie unifiée qui transcende les frontières spécifiques des domaines d'application des techniques de fusion. En effet, même si les problèmes traités par la fusion de données sont conceptuellement similaires voire identiques, chaque domaine adopte une terminologie qui lui est propre induisant ainsi des amalgames entre différentes significations du terme de fusion de données. Ainsi, les sciences sociales et médicales utilisent le terme *méta analyse* ou encore *synthèse quantitative des recherches*. En médecine, l'usage des techniques statistiques pour combiner les estimations obtenues à partir d'essai clinique cherchant à déterminer l'effets d'un traitement est appelé *pooling* même si le terme *méta analyse* est bien établie dans ce domaine. Dans le domaine militaire et plus tard dans le traitement du signal et de l'analyse d'images, le terme *fusion multi capteurs* est employée.

On voit alors que la fusion de données ne correspond pas à une seule technique mais constituent un terme générique d'un ensemble de techniques, faisant généralement référence au processus qui s'efforce d'améliorer les qualités d'estimation et de prédiction

de l'état d'un aspect du monde réel en combinant des informations multiples issues de sources multiples.

Préalablement à toute définition de la fusion de données, il convient d'abord de préciser le sens des éléments informationnels constituant les entrées d'un système de fusion de données à savoir : les données, les informations, et les connaissances. Une *donnée* sera définie comme une observation, une mesure ou une assertion. Quand celle-ci est structurée et placée dans le contexte de l'étude elle devient *information* (Le plus souvent, l'information est associée à tort à l'entropie. En effet, la définition de l'entropie, initialement développée par Clausius en thermodynamique n'autorise pas la structuration d'un système, dans la mesure où l'entropie est toujours croissante. Ainsi, l'entropie est en quelque sorte la notion duale de l'information.) . Une fois comprise et expliquée, cette information est alors qualifiée de *connaissance*.

On voit qu'à travers ces définitions, une donnée constitue le support formel de l'information qui est elle-même le support formel de la connaissance. On parle parfois de donnée de bas niveau pour désigner une donnée brute (observations, la mesure, etc.) et de donnée de haut niveau pour parler de donnée ayant fait l'objet de traitements plus ou moins sophistiqués.

Bien qu'il n'existe pas à l'heure actuelle de définitions consensuelles du vocable fusion de données, nous proposons la définition suivante : [Fusion de données, Concepts et méthodes EL FAOUZI, Décembre 2000].

Définition :

La fusion de données est le processus permettant de combiner au mieux un ensemble de données multi source, éventuellement hétérogène, pour une information résultante de meilleure qualité.

Les sens exacts des mots « *meilleure* » et « *qualité* » dépendront de l'application considérée. Dans le cas d'une aide à la décision, la décision résultant de la fusion se doit d'être la meilleure décision possible compte tenu des informations disponibles.

Cette définition met l'accent sur les trois points essentiels suivant :

- 1 - : les données et les informations peuvent être hétérogènes, au sens où elles sont acquises de différentes manières et/ ou à partir de sources hétérogènes.

2 - : ces informations sont utilisées conjointement, afin d'accroître la fiabilité du résultat de la décision finale.

3 - : la façon dont les données vont être fusionnées dépend du but à atteindre.

On voit ainsi que la fusion de données tente de répondre au problème de la modélisation du monde réel dans toute sa complexité pour la gestion d'une multitude d'informations complémentaires, redondantes et incomplètes, issue de sources hétérogènes. Cette synergie n'est possible que si l'on soit capable d'évaluer la connaissance ou l'information contenue dans chacune des sources de données.

La définition retenue ici se veut plus générale que le terme restrictif de fusions multi capteurs. En effet, ce dernier concept ne concerne que la fusion de données issues de capteurs multiples, qu'il soit de même type ou de différent type, alors que la fusion de données permet de combiner des informations que ces dernières proviennent de capteurs ou non.

Dans le cas d'informations provenant d'une source unique ou dans celui où les informations multiples peuvent-être considérées comme issues d'une seule source aléatoire (Dans ce cas, les informations à fusionner sont considérées comme des réalisations de la source aléatoire unique.), le problème de fusion de données devient alors un problème purement statistique : estimation, corrélation, etc..

4-1-3 : Quelques domaines d'application

La majeure partie des applications de la fusion de données sont issus de domaines nécessitant la gestion et la surveillance de systèmes complexes. C'est le cas par exemple du domaine militaire où la fusion de données est d'abord apparue, pour la surveillance des champs de bataille (poursuite de cible, classification d'objet, ...) à l'aide de différentes sources d'information qu'elle proviennent d'observateurs humains (observateurs d'une scène, expertise de stratégies,...), de bases de données ou bien de moyens de mesure (radars, caméras, sonars,...).

Les principaux outils opérationnels fondés sur la fusion de données concernent les systèmes d'information et de communication qui font appel à un grand nombre de capteurs spécialement distribués. La fusion utilisée est de type multi capteurs ou symbolique. Les domaines d'application, quant à eux, peuvent être regroupés en deux grandes classes :

La robotique pour la conception de robots autonomes et de véhicules guidés destiné à la réalisation des tâches dans des milieux hostiles.

Les applications militaires pour résoudre les problèmes de poursuite des cibles multiples, l'identification et la classification automatiques de cibles. Plusieurs architectures et algorithmes ont été développés et dont le but principal est d'accroître les performances des systèmes de surveillance. Il peut s'agir par exemple d'assurer la viabilité de ces systèmes en mode dégradé : réduire de façon considérable la durée pendant laquelle les cibles ne sont pas visibles par aucun capteur, risques de collision, réactions brutales à l'apparition de faux obstacle, comportement erratique, message d'alarme incohérent,...

Ces dernières années ont connu le glissement de la fusion de données du domaine militaire, berceau de son développement, vers des applications civiles aussi variées que la robotique, le traitement d'images, (l'imagerie médicale et industrielle), surveillance de processus de fabrication, ressources minière et forestières (fusion de données satellitaires et de données issues de systèmes d'information géographique), transports (détection automatique d'incidents, état du trafic,...).

Cet intérêt croissant pour la fusion de données va certainement s'accroître dans les prochaines années comme en témoigne la structuration de la recherche dans ce domaine avec la création de groupes de travail et de structures dédiées à la fusion de données fédérant à la fois des industriels et des chercheurs pour partager plus facilement les connaissances acquises sur ce thème. Une tendance qui souligne cet intérêt est l'apparition de concepts nouveaux, globalisant les traitements de données disponibles comme le *data-mining* et l'extraction automatique des connaissances, qui nécessite des outils permettant l'automatisation des traitements de plus en plus complexes intégrant des flux de données multiformes.

4-2- : Nature et caractéristiques des données.

4-2-1 : Introduction

La gestion et la surveillance d'un système complexe nécessite des moyens de perception lui permettant d'appréhender son environnement. La connaissance de cet environnement passe le plus souvent par des informations et des connaissances a priori, et par une collecte de données de diverses natures provenant de sources multiples. La fusion de ces diverses données (mesures, informations et connaissances) disponible à des instants communs ou

différents, permet d'accroître la connaissance de l'état d'un système et de son environnement et de ce fait permet d'améliorer les performances du contrôle de ce dernier et la qualité de son diagnostic.

Dans la mesure où il n'existe pas d'opération de fusion universelle qui traiterait tous les problèmes relevant de la fusion, on trouve dans la littérature plusieurs approches gérant les données multi-sources. Le choix du cadre méthodologique dépend principalement de la nature des éléments informationnels disponibles ainsi que de leur mode de représentation (numérique ou symbolique).

On distingue communément deux types de sources de données :

1 : sources organiques : délivrant des données objectives, principalement issus d'appareillage de mesure (capteurs, base de données,...), souvent entachées d'erreurs ou de bruits quelles que soient les précautions prises dans le mode opératoire. Ces bruits de mesure viennent entre autres de l'instrumentation, des systèmes de transmission, des systèmes de codage. Dans ce cas, l'information est généralement exprimée sous forme d'une valeur avec un intervalle d'erreur ;

2 : sources non organiques : produisant des données subjectives, sous forme d'avis d'experts ou de donnée propositionnelles. L'information fournie peut être de nature linguistique ou encore exprimé en termes de sous-ensembles affectés d'un niveau de confiance (intervalles, hypersphères, ensembles flous). A titre d'exemple, on retrouve ce type de données dans diverses situations comme les analyses sensorielles (valeurs attribuées à un produit), le diagnostic d'une maladie par plusieurs médecins, observateurs humains d'une scène.

Un système de fusion doit être configuré pour gérer ces différents types de données, le processus de fusion de données se doit d'expliquer au mieux les propriétés de complémentarité et de redondance des données utilisées.

Dans de nombreuses situations, les sources de données en présence ne sont pas toutes équivalentes en terme de qualité des données et des informations qu'elles fournissent. Ces données peuvent être peu précises, incertaines, peu fiables et parfois incomplètes.

Il est alors nécessaire de connaître la qualité des informations avant toute fusion car dans la plupart des cas, cette connaissance permet le choix du cadre de modélisation capable de tenir compte des spécificités des données fournies par les différentes sources.

4-2-2 : Étiquetage des données

On utilise souvent le terme qualité pour désigner à la fois la précision de la mesure par rapport à une grandeur de référence et la précision sémantique par rapport à une nomenclature. La qualité d'une donnée, qui doit être opposée à l'imperfection qui touche cette donnée, porte principalement sur la quantité de l'information qu'elle véhicule et sur la véracité de celle-ci. On caractérise la qualité d'une information par sa fiabilité, sa complétude et de deux notions duales qui sont la certitude et la précision.

4-2-2-1 : Imperfections

On distingue essentiellement trois types d'imperfections qui affectent les données et les informations qu'elles véhiculent à savoir : *l'incertitude, l'imprécision et l'incomplétude*.

L'incertitude est une notion relative à la véracité d'une information, et qui caractérise sa conformité à la réalité. Cette incertitude est induite principalement par l'ignorance et le manque d'information. La nature de l'incertitude connaît deux sources principales : le biais ou erreur systématique et l'aléa qui est la composante variant de façon imprévisible.

La précision est décrite comme le degré d'approximation avec lequel un résultat souhaité est atteint, sous la forme d'un écart entre la valeur souhaitée et la valeur observée. L'imprécision porte donc sur le contenu de l'information et concerne un défaut quantitatif de connaissance sur une mesure. Ce concept est très lié au contexte de l'étude dans la mesure où il dépend des exigences de précision souhaitées, c'est-à-dire du degré de finesse de la solution du problème étudié. On peut distinguer deux formes d'imprécisions à savoir :

-L'imprécision induite par l'ambiguïté de l'information fournie. On parle dans ce cas d'information *vague*.

- L'imprécision induite par l'absence de frontières ou de conteneur de l'information. On parle alors d'informations floue.

L'incomplétude recouvre deux situations distinctes. La première situation est celle des données délivrant des informations incomplètes, et la seconde situation concerne le cas de données manquantes aussi bien dans le temps (pour des raisons d'échantillonnages trop faibles) ou dans l'espace (zones aveugles ou panne des capteurs). Ce dernier cas peut être considéré comme une forme limite d'imprécision : cas d'ignorance totale.

Si l'incertain a été abordé dès le XVII^e siècle avec la notion de probabilité, les méthodes traitant l'imprécision ne datent que de la seconde moitié du XX^e siècle avec les travaux de ZADEH (1965), DEMPSTER (1967,1968) et SHAFER (1976). Bien que distinctes, l'imprécision et l'incertitude coexistent souvent : l'imprécision s'accompagne souvent de certitude et la précision de l'incertitude et l'on ne peut en privilégier une au détriment de l'autre.

Cette dualité entre (im)précision et (in)certitude que certains auteurs qualifient de principe de maximalité d'information montrent que ces deux quantités varient en sens inverse, c'est à dire le produit de la précision et de la certitude est borné et que tout accroissement de l'un se traduit par la décroissance de l'autre.

4-2-2-2 : Redondance et complémentarité :

La redondance (On prendra garde de ne pas confondre la notion de redondance et celle de la ressemblance. En effet, si l'on prend l'exemple d'une image et de son « négatif ». Ces deux images ne se ressemblent pas et pourtant elles sont d'une redondance parfaite.) exprime la quantité d'informations communes aux différentes sources d'information disponible. Cette propriété est nécessaire principalement pour pallier les problèmes d'informations incomplètes et des données manquantes et garantie une certaine fiabilité des informations obtenues.

La complémentarité, quant à elle représente la propriété duale de la première et reflète l'absence d'information commune aux différentes sources. Elle est souvent associée à la notion d'indépendance (au sens statistique) des sources considérées. Dans le cas où l'imperfection liée à l'incomplétude des données est soit faible, soit inexistante (disponibilité des informations aussi bien dans le temps que dans l'espace), il est nécessaire de rechercher la complémentarité des informations issues des sources multiples afin de maximiser le gain potentiel du processus de fusion.

La redondance peut être appréhendé en utilisant des indices quantifiant le degré de liaison entre les sources. Plusieurs définitions de ces indices sont possibles en fonction de la nature supposée des liaisons entre sources. Ainsi, dans le cas de liaisons linéaires entre sources, on peut utiliser les mesures de corrélation (paramétrique de PEARSON ou de rang de SPEARMAN et KENDALL) dans ce cas, la redondance mesurée est de type

linéaire (liaisons linéaires entre caractères) et l'absence de corrélation ne traduit que celle de la redondance linéaire entre sources.

Une alternative aux mesures de corrélation est l'utilisation des indices quantifiant la quantité d'informations apportées par chaque source d'information.

Pour exprimer la quantité d'information apportée par une source S_{i+1} à un ensemble déjà connu, $\Sigma_i = \{S_1, \dots, S_i\}$, on définit l'information moyenne associée à Σ_i par :

$$H(\Sigma_i) = - \sum_{x_i \in S_i} p(x_1, \dots, x_i) \log(p(x_1, \dots, x_i))$$

Où $p(x_1, \dots, x_i)$ désigne la probabilité d'observer le vecteur (x_1, \dots, x_i) .

L'information apportée par la source S_{i+1} est donnée par :

$$H(S_{i+1}/\Sigma) = H(\Sigma_{i+1}) - H(\Sigma_i)$$

Pour tout couple de sources S_i et S_j l'information que la connaissance de S_i donne sur celle de S_j est donnée par :

$$\begin{aligned} I(S_i, S_j) &= H(S_i) - H(S_i/S_j) \\ &= H(S_i) + H(S_j) - H(S_i \cap S_j) \end{aligned}$$

Cette mesure d'information mutuelle est positive, du fait que $H(X) \geq H(X/Y)$ symétrique et vérifiant l'inégalité :

$$0 \leq I(S_i, S_j) \leq \min(H(S_i), H(S_j)) \quad \forall i, j$$

On définit ainsi, la mesure de redondance entre les deux sources S_i et S_j par :

$$\Delta(S_i, S_j) = \frac{I(S_i, S_j)}{\min(H(S_i), H(S_j))}$$

et la complémentarité de la source S_j relativement à la source S_i est donnée par la mesure de l'information conditionnelle normalisée :

$$\Theta(S_i, S_j) = \frac{H(S_i/S_j)}{H(S_i)}$$

Dans le cas de sources organiques, la complémentarité des sources peut-être obtenues soit par le choix de certaines caractéristiques des instruments de mesures et/ou du mode

opérateur comme les emplacements des capteurs, la fréquence des opérations de mesure, le mode opératoire actif ou passif, soit par le biais des techniques statistiques

multidimensionnelles (analyse en composantes principales, régression orthogonale,...) permettant à la fois la décorrélations des sources et la réduction de l'ensemble des données quand cela s'avère nécessaire.

4-2-2-3 : Fiabilité

La fiabilité d'une information fait référence à celle de la source et traduit de façon qualitative le degré de confiance que l'on associe à la source. Cette propriété peut aussi être assimilée à une sorte de constance de prédictibilité du comportement de la source. Cette représentation subjective de la fiabilité peut être quantifiée en lui associant par exemple un coefficient compris entre 0 (source de fiabilité nulle) et 1 (fiabilité maximale). Les théories de BAARDA (1968), puis les travaux qui s'en sont inspirés, ont permis de formaliser les outils nécessaires pour la modélisation de la fiabilité des données.

D'autres sources d'imperfections des données peuvent être décrites touchant davantage à l'intégrité de la donnée au cours de son cycle de vie comme par exemple sa validité aussi bien spatiale que temporels (données éphémères,...).

4-2-2-4 : Recalage et similarité des sources

La fusion de données hétérogènes repose sur l'hypothèse que les mesures et les informations issues des différentes sources renseignent sur la même entité (statistiques ou physiques). Un principe général avant de toute fusion d'informations de sources multiples est de s'assurer de la vraisemblance de cette hypothèse et de la cohérence des sources. De nombreuses techniques de recalage et de mesures de similarité ont été proposées dans la littérature et utilisées dans des applications diverses.

Le recalage constitue l'une des étapes préalables à la fusion de données et consiste à rechercher un espace de représentation commun, dans lequel les différentes informations pertinentes disponibles renseignent sur une même entité (principe de similarités et de cohérence). La famille de techniques les plus utilisées repose sur l'optimisation de critères associés à une mesure de similarité entre sources.

La similarité entre sources peut être appréhendée une fois encore à l'aide des coefficients de corrélation en prenant garde d'interpréter correctement les valeurs limites : - 1

(complètement différent) et 1 (identique). Outre ces mesures de corrélation il existe une grande variété de mesure des similarités entre sources relevant de deux groupes principaux : les indices de similarités et les métriques. Cette diversité des mesures est notamment due à la nécessité de s'adapter aux traits caractéristiques des données selon que ces dernières sont de type binaire, ordinal ou quantitatif ou autres.

L'un des critères le plus fréquemment utilisés en fusion de données et celui de la distance euclidienne. Si X_i et X_j désignent deux vecteurs de données issues des sources i et j , cette distance est définie par :

$$\|X_i - X_j\|^2 = (X_i - X_j)^t (X_i - X_j).$$

Ce critère qui s'apparente à celui des moindres carrés classique suppose que les données ont été préalablement recalées. Si ce n'est pas le cas, on doit transformer les vecteurs de données par des transformations de recalage, puis calculer la distance euclidiennes entre les vecteurs transformés.

L'un des critères intégrant une transformation de recalage (transformation d'homogénéisation des variances) est la distance de MAHALANOBIS, définit par :

$$\|X_i - X_j\|_{\Omega}^2 = (X_i - X_j)^t \Omega^{-1} (X_i - X_j)$$

ou Ω est la matrice de variances- covariance des deux vecteurs X_i et X_j .

4-2-3: Conclusions

La connaissance des qualités et des limitations des éléments informationnels à fusionner est une étape cruciale dans la fusion de données à plusieurs titres. En effet, cette étape préalable permet de mieux cerner la ou les composantes de l'imperfection que l'on doit prendre en compte dans la modélisation, et de ce fait elle dicte le formalisme qui sera utilisée pour la fusion. Si par exemple la composante dominante de l'imperfection est l'incertitude, la méthode de fusion se doit alors de fournir un formalisme capable de modéliser explicitement l'incertitude. Dans ce cas, la modélisation sera de nature probabiliste et à chaque état du système modélisé correspond une probabilité précise qualifiant son occurrence. À l'inverse, si l'imprécision domine les autres composante de l'imperfection, le formalisme qui sera utilisé aura pour caractéristique principale sa capacité à manipuler des propositions imprécises affectées de mesures de vraisemblances toute aussi imprécise (probabilité, niveau de confiance,...).

Une fois le formalisme de fusion choisi, se posera alors la question délicate, commune à toutes les méthodes de fusion, qui est la modélisation des connaissances véhiculées par les multiples sources à fusionner. Cette étape clé conditionne les performances de la fusion et doit alors faire l'objet d'une attention particulière.

Bien qu'il n'existe pas de méthodologie universelle pour la modélisation des connaissances issues des sources à fusionner, les outils que nous avons exposé dans ce chapitre forment un corpus permettant de cerner ou tout au moins d'appréhender l'essence de la connaissance provenant de chaque source.

La section qui suit définit les concepts de base et le problème générique que cherche à résoudre la fusion de données. Il explicite les différentes étapes du processus de fusion et propose une classification des différentes méthodologies en tenant compte de la nature et des caractéristiques de l'environnement de décision

4-3: Concepts de base et processus de fusion

4-3-1: Introduction

Comme nous l'avons déjà dit, la fusion de données permet de gérer une multitude d'informations, complémentaires et redondantes, issues de source hétérogène, afin d'obtenir la meilleure connaissance possible de la situation du système étudié. Cette connaissance correspond à un point de vue global sur l'état du système en prenant en compte les différentes sources. Ce problème diffère de celui de la révision d'informations qui consiste à mettre à jour des connaissances a priori lors de l'arrivée de nouvelles informations. Il est également différent de celui de l'association et de l'agrégation des préférences utilisées dans les problèmes de décisions multicritères. Le principal intérêt lié à la fusion de données est donc celui lié à l'amélioration des performances, exploitant au mieux la complémentarité et la redondance des sources d'information, la concomitance des traitements et une analyse plus complète et plus fine de la situation qui permet de conduire des choix plus pertinents.

L'exploitation pertinente de ces facteurs d'intérêt requiert certaines propriétés de la part du système à concevoir. Parmi celles-ci, il convient notamment d'exiger que le système de fusion proposé doit en toutes circonstances garantir un résultat qui reste toujours plus performant que celui issue de la meilleure des sources prise isolément. Ceci constitue une

faculté fondamentale du concept de fusion, en particulier sa capacité de tirer le meilleur parti de la complémentarité des sources. Par ailleurs, les performances du système de fusion doivent accroître avec l'accroissement du nombre des sources considérées. Cette propriété permet en particulier la prise en compte systématique de toute information disponible sans se soucier du risque de pollution de la connaissance acquise qui pourrait en découler.

4-3-2: Concept de base

On distingue trois principaux concepts liés à la fusion de données issues de sources multiples et associés aux différentes fonctionnalités d'un système d'information et de communication. Ces trois concepts sont : *l'association*, *l'intégration*, et la *fusion*. À ces trois concepts, il convient d'ajouter celui de la *fission*, qui constitue l'opération inverse de la fusion de données, autrement dit, le problème que tente de résoudre tout système de fusion de données.

Les deux premiers concepts, correspondant à des fonctions intermédiaires en fusion de données, sont abusivement regroupés sous le vocable de *fusion de données* bien que les techniques correspondantes n'exploitent plus ou quasiment pas les synergies existantes entre les sources de données.

4-3-2-1: Association

L'association consiste à trouver parmi les différentes informations multi source, celles qui renseignent sur le même objet ou sur une même cible. Ainsi, dans le cadre du traitement du signal, on recherche parmi les signaux disponibles (sonar, signature, trajectoire,...) ceux émis par le même objet, même source ou une même cible (avion, sou-marin,...)

La majeure partie des techniques utilisées dans ce contexte est basée sur la prise en compte de l'incertitude (au sens probabiliste) et la modélisation peut être de nature déterministe (problème de discrimination) ou de nature stochastique faisant appel au cadre bayésien et au filtrage de KALMAN.

4-3-2-2: Intégration

L'intégration des données est basée sur l'idée de la séquentialité des informations et des traitements et repose sur une spécialisation des sources (chaque source est chargée à la réalisation de sous-tâches spécifiques). Dans ce schéma, chaque source de données, est utilisée comme un expert qui fournit une partie de l'information obtenue par le traitement

des données issues de cette source et des informations disponibles jusqu'alors. Les données ne sont donc pas à proprement parler fusionnées mais utilisées de façon séquentielle pour la réalisation d'une tâche. Cette opération est souvent synonyme de concaténation (augmentation de la taille du vecteur d'états) et ignore les interactions potentielles entre sources. (Voir Figure 4-1-)

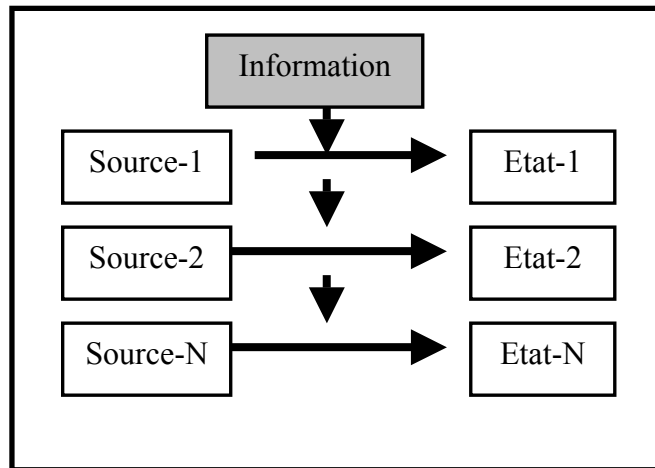


Figure 4. 1 : Principe de l'intégration des données

Si les données de chaque source sont recueillies par des capteurs, la panne de l'un d'eux conduit à la perte de l'estimation de l'état où la décision obtenue sur la base des mesures de ce capteur défaillant.

Ce concept de traitement de données, bien appliqué dans plusieurs situations opérationnelles, ne permet pas d'obtenir une estimation optimale de l'état d'un système ni de prendre la meilleure décision possible compte tenu des informations disponibles. Ceci tient au fait que l'intégration ne permet pas d'exploiter les synergies existantes entre les sources.

4-3-2-3: Fusion

La fusion de données cherche à obtenir un point de vue global sur l'état d'un système en prenant en compte les différentes sources et exploitant au mieux la concomitance des traitements et les synergies existantes entre les sources, en particulier la complémentarité et la redondance. (Voir figure 4-2-)

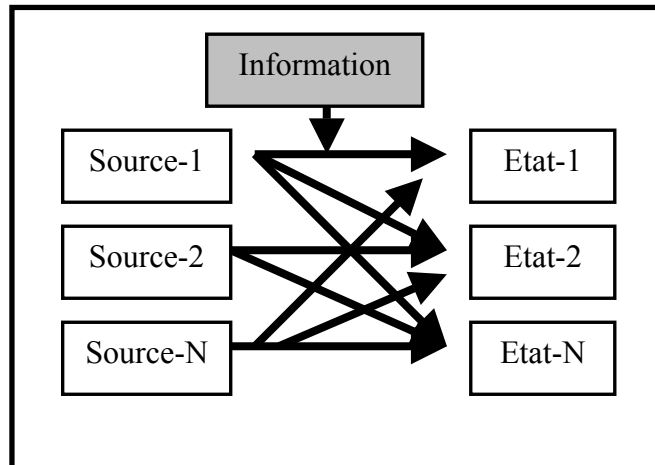


Figure 4.2 : Principe de la fusion des données

Contrairement à la technique précédente, la fusion de données permet de dégager des conclusions mêmes si une ou plusieurs sources sont indisponibles (capteur défaillant,...) sous réserve que d'autres sources soient quant à elle disponibles, ceci grâce à la redondance et à une certaine interaction entre les informations manipulées. Cette qualité garantie une fiabilité accrue et très souvent appréciée, voire même recherchée, dans plusieurs applications (militaires, détection des incidents,...).

Par ailleurs, la fusion d'informations issues de sources hétérogènes, permet d'obtenir une meilleure couverture spatiale et temporelle du phénomène étudié. Ceci accroît le niveau de confiance des résultats puisque la décision finale est basée sur un consensus entre les différentes sources qui ont chacune une vision partielle et différente de la situation.

4-3-2-4: Fission

La fission est l'opération qui consiste à extraire plusieurs vues parcellaires par fragmentation d'une source de données unique. Ainsi, le passage du monde réel vers les observations peut être assimilé à une opération de fission.

Cette opération n'est pas à proprement parler une technique de traitement des données issues de sources multiples mais elle constitue l'opération inverse de la fusion de données (modèle d'inversion). L'opération de fusion constitue le moyen de (ré)-intégrer ces diverses données pour reconstituer la source d'informations ainsi fragmentée.

4-3-3: Problème générique

Bien souvent, pour connaître l'état d'un système donné quelconque, on dispose d'un grand nombre de données, de sources hétérogènes (ou acquises dans des conditions différentes), complémentaires et redondantes, parfois contradictoires, plus ou moins précises et plus ou moins certaines. L'objectif est alors d'extraire le maximum d'informations de cet afflux de données, tout en réduisant l'imprécision et l'incertitude. Dès lors, nous serons en mesure de décider de l'état (parmi tous les états) dans lequel se trouve le système étudié .

Sur la base de ce qui vient d'être dit, le problème typique de fusion de données est un problème de décision relative à un état d'un système en présence de sources multiples : on veut connaître l'état dans lequel ce système se trouve, et pour cela, on l'observe à l'aide de plusieurs capteurs (ou sources d'informations), qui fournissent un certain nombre de données (observations). Les informations contenues dans ces données sont plus ou moins imparfaites. De leur fusion doit résulter une connaissance améliorée de l'état du système, qui permet de décider de cet état, parmi tous les états possibles.

Supposons que l'on ait k sources d'informations $\{S_1, \dots, S_k\}$ qui fournissent conjointement et respectivement les observations $\{s_1, \dots, s_k\}$ sur l'état d'un système pouvant prendre un nombre fini r d'états distincts $\{H_1, \dots, H_r\}$. Le problème générique de fusion de données est celui de la décision dans un environnement informationnel multiforme qui consiste à déterminer l'état le plus vraisemblable du système compte tenu des observations disponibles $\{s_1, \dots, s_k\}$.

Si l'on note $P(H_i/s_1, \dots, s_k)$ la fonction décrivant la vraisemblance pour que l'état du système soit H_i lorsque les sources donnent les mesures $\{s_1, \dots, s_k\}$, on cherche alors à déterminer l'état le plus vraisemblable, i.e. :

$$H_j = \text{ArgMax}[P(H_i/s_1, \dots, s_k)]$$

Toute la difficulté réside alors dans la manière de définir cet indice de vraisemblance qui est lui-même fonction de la nature des informations et de leurs qualités et de leurs imperfections.

4-3-4: Processus de fusion

Les données multi-sources que l'on souhaite fusionner vont subir un certain nombre de transformations au cours du processus de fusion . Ces quatre étapes sont communes à tout

processus de fusion .Ces quatre phases principales sont enchaînées successivement, chacune correspondant à un ou plusieurs traitements des données à fusionner.

4-3-4-1: Représentation homogène et recalage des informations pertinentes

Selon le degrés d'hétérogénéité des données à fusionner, on est amené à rechercher un espace de représentation commun, dans lequel les différentes informations pertinentes disponibles renseignent sur une même entité (principe de similarité et de cohérence).Un premier traitement s'attache donc à transformer certaines informations initiales en informations équivalentes dans l'espace commun ou s'effectuera la fusion (opération de recalage).Cette phase consiste donc à opérer un homomorphisme des données à la fois dans le temps et dans l'espace.

4-3-4-2: Modélisation des connaissances

Les données provenant de chaque source ne sont pas forcément exploitables en tant que telle, notamment si les informations fournies sont très imparfaites et ne donnent qu'un aspect de la réalité. Cependant, même imparfaite, toute information peut apporter de la connaissance sur l'état du système. Ainsi, une étape essentielle du processus de fusion consiste à modéliser et à évaluer la connaissance apportée par chaque source .A l'issue de cette étape clé, le choix d'un cadre théorique adapté doit être effectué et les problèmes liés à la mise en œuvre du système de fusion doivent être résolus. Les principales questions auxquelles doit répondre cette étape sont les suivantes :

- Comment modéliser les imperfections des données multi-sources disponibles ?
- Comment quantifier et modéliser la fiabilité des sources ?
- Comment combiner les informations disponibles de façon à exploiter au mieux la complémentarité et la redondance des différentes sources.

4-3-4-3: Combinaison

C'est à ce niveau du processus que l'opération de fusion proprement dite est réalisée. Les informations recalées et modélisées sont combinées selon une règle de combinaison propre au cadre méthodologique choisi. Observons notamment que l'opération de fusion doit être capable de gérer les informations contradictoires et modéliser les conflits potentiels des sources.

4-3-4-4: Décision par choix de stratégie

La fusion doit permettre de choisir l'hypothèse la plus vraisemblable, au sens d'un certain critère, parmi toutes les hypothèses possibles. En ce sens, la fusion de données aboutie bien souvent à une classification (affectation d'un ensemble de mesures aux hypothèses possibles).

Le critère de décision dépend du cadre dans lequel le processus de fusion a été développé et de l'objectif à atteindre. En particulier, selon le niveau de précision et/ou de certitude recherchée.

A ces quatre phases, il convient d'ajouter au préalable une phase de choix de la configuration à retenir, qui concerne la nature de l'architecture du système peut être de nature centralisée, autonome ou hybride.

4-3-5: Essai de classification des techniques

Il existe plusieurs bases potentiellement utilisables pour la classification des concepts et des techniques de fusion de données. On peut citer par exemple des classifications basées sur les domaines d'application, sur les objectifs de la fusion, sur la nature centralisée ou distribuée du systèmes de fusion, sur la nature des entrées et sorties de la fusion, sur les architectures et les configurations de sources (en série, en parallèle, et hybrides), etc.. Nous avons retenu ici les bases de classification suivante : la première basée sur la nature des entrées sorties et la seconde repose sur l'architecture du système de Fusion.

4-3-5-1: Caractérisation par entées et sorties

La fusion peut être caractérisée par la nature de ses entrées et de ses sorties. On peut ainsi définir trois niveaux hiérarchiques de la fusion en fonction du type des entrées- sorties de la fusion. On distingue principalement trois types distincts qui vont d'une information de bas niveau jusqu'à une information élaborée dite de haut niveau. Ces trois types sont : les données, attributs, décision. Le tableau ci-après donne les combinaisons possibles induisant cinq caractérisations de la fusion.

Tableau 4.1 : Caractérisation de la fusion
par ses entrées et sorties

ENTREE		Sorties	
		Attributs	Décisions
	Données	+	+
	Attributs	+	+
	Décisions		+

4-3-5-2: Caractérisation par type d'architecture

Cette caractérisation constitue la façon la plus répandue pour la classification des techniques de fusion de données. On distingue principalement deux types d'architecture : l'architecture parallèle et l'architecture sérielle.

Dans le premier type, on dispose de n sources interrogées en parallèle sur l'état du système étudié. Dans ce cas, chaque source fournit des informations simultanément (sources parallèles) et les différentes sources disponibles jouent le même rôle c'est-à-dire échangeables et similaires. Cette équité dans le traitement des sources a conduit certains auteurs à qualifier ce type de fusion de symétrique.

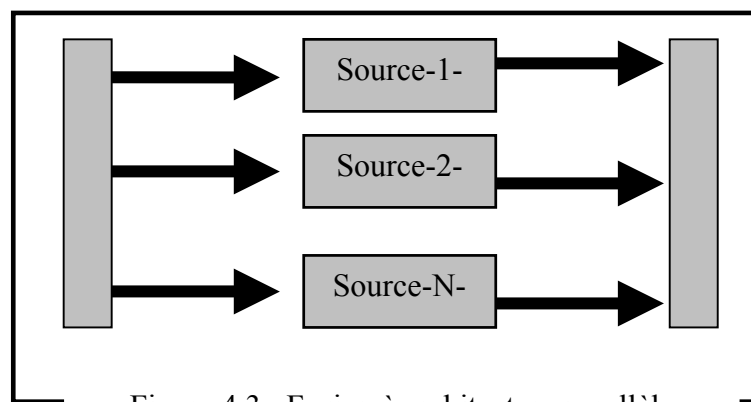


Figure 4.3 : Fusion à architecture parallèle

Le second type d'architecture consiste à disposer les sources disponibles en série (tandem). Les données, les attributs et les décisions issues de ces sources sont combinés de façon séquentielle. On parle dans ce cas de fusion asymétrique : chaque source se voit affectée un poids différents selon l'importance que l'on désire lui accorder. L'exemple type de cette classe de fusion est le filtre de BUCY-KALMAN qui permet d'intégrer les données au fur et à mesure de leurs disponibilités et dans lequel les informations récentes se voient attribuer un poids prépondérant.

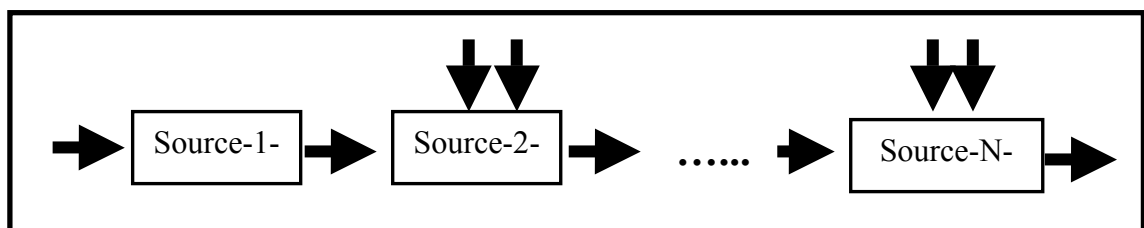


Figure 4.4 : Fusion à architecture sérielle

Le type d'architecture à utiliser pour résoudre un problème de fusion de données dépend entre autre de l'application, de la disponibilité spatiale et temporelle des données, de la similarité des sources, de la granularité des données (résolution des capteurs, le rapport signal sur bruit,...) et des ressources de calcul disponibles.

Les systèmes à architectures parallèles sont principalement utilisés dans le cas de sources similaires (voire identiques) opérant de façon indépendante. L'architecture sérielle et quant à elle réservée au cas de source dissimilaire (par exemple capteurs de diverses caractéristiques) délivrant des informations successivement et non simultanément.

Ces deux classifications mettent d'avantage l'accent sur les aspects système de la fusion et ignorent les techniques de fusion utilisées dans chacune des situations. Pour cette raison, nous proposons une classification plutôt fonctionnelles basées sur la nature de l'environnement de décision en distinguant principalement les quatre types d'environnements suivants: environnement parfait, environnement incertains, environnement imprécis et environnement imparfait

4-3-5-3 : Caractérisation par type d'environnement

Cette typologie des techniques de fusion consiste à expliciter la nature de l'environnement dans lequel la décision finale doit être prise. En d'autres termes, les éléments informationnels à fusionner sont entachés d'imperfections et selon que l'on s'intéresse à l'une ou à plusieurs des composantes de l'imperfection, on abouti aux cas suivants : la fusion en environnement parfait (certains et précis), la fusion en environnement incertain, la fusion en environnement imprécis et enfin la fusion environnement imparfait (incertain et imprécis).

À chacun de ces cas correspond une ou plusieurs techniques de fusion permettant de modéliser explicitement les composantes de l'imperfection dont les éléments informationnels font l'objet.

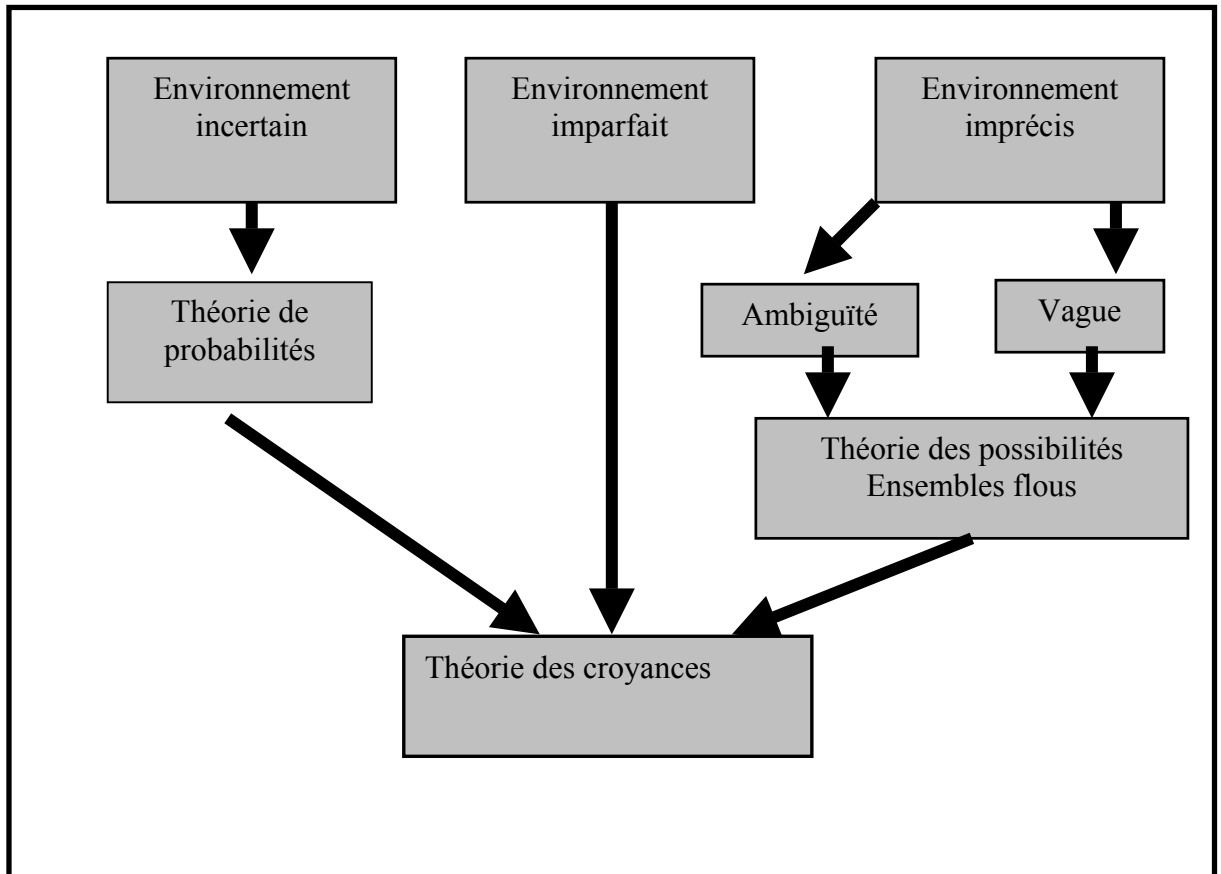


Figure 4.5: Panorama des principales théories de fusion de données

A :- Fusion en environnement parfait

Cette situation correspond au cas où les données à fusionner sont réputées précises et certaines ou leurs précisions et leurs certitudes sont suffisamment proches des normes données. L'objectif de la fusion dans ce cas est de modéliser la redondance et la complémentarité des sources.

Dans le cas où il existe une métrique entre les informations issues des sources à fusionner, le problème de fusion devient un problème purement géométrique et les méthodes d'analyse de données sont usuellement utilisées pour la fusion et la synthèse d'informations. Les techniques les plus connues sont certainement les méthodes factorielles (analyse en composantes principales, analyses des correspondances, etc.). Par ailleurs, de nombreuses méthodes d'analyse conjointe de plusieurs matrices de données ont été étudiées afin de généraliser à plusieurs tableaux les principales techniques de l'analyse de données.

On peut encore faire appel aux techniques statistiques exploratoires lorsque l'on ne dispose pas d'une métrique entre les informations issues des sources à fusionner, mais uniquement

d'une mesure de dissimilarité. On utilise principalement dans ce cas les techniques de classification automatique et hiérarchique.

Cependant dans le cas où les différentes sources d'information sont de nature très hétérogènes de telle sorte que les données multi sources ne sont plus directement comparables, l'utilisation des techniques classiques d'analyse de données est alors exclue. Dans ce cas, une possibilité consiste à fusionner les estimations et les décisions obtenues sur la base des sources prises individuellement. L'idée est alors de reformuler le problème de fusion comme un problème d'estimation (dans le cas d'estimateur) et d'agrégation (dans le cas de décision). On retrouve dans ce cadre les méthodes statistiques de fusion d'estimateur, la fusion de résultats d'autres analyses, connue sous le vocable de méta-analyse et les méthodes d'agrégation multicritères qui ont pour vocation de fusionner des critères de similitudes ou de préférences.

B- : Fusion en environnement incertain

Il s'agit principalement ici de la gestion et de la modélisation des incertitudes contenues dans les données. La modélisation la plus classique de l'incertitude est celle qui considère que la mesure où la donnée correspond à la réalisation d'une variable aléatoire et d'adopter une modélisation probabiliste. On fait appel principalement à l'approche bayésienne classique ou encore à ses différentes généralisations. Les outils de base de cette approche sont d'une part les fonctions de vraisemblance qui permettent de mesurer la vraisemblance d'une réalisation en tenant compte de certaines occurrences ou événements observés, et d'autre part l'utilisation des connaissances a priori. Le passage des probabilités a priori aux probabilités a posteriori se fait par le fameux théorème des probabilités des causes, connu sous le nom de formule de BAYES.

Dans les cas de fusion temporelle, le problème de fusion dans lequel les informations sont disponibles successivement et non simultanément, on fait appel à des techniques adaptatives pour l'estimations de l'état du système étudié. Ces techniques exploitent la séquentialité des acquisitions des mesures et permettent la mise à jour des connaissances a priori lors de l'arrivée de nouvelles informations. Cette révision des connaissances est obtenue par l'intégration des données au fur et à mesure de leurs disponibilités. L'une des techniques phare dans ce cadre est sans conteste le filtre de BUCY- KALMAN. Ce filtre est basé sur l'alternance d'une étape d'estimations et d'une étapes de mise à jour des paramètres du modèle appelée parfois étape de correction.

C - : Fusions en environnement imprécis

Lorsque l'imprécision est la source prédominante des imperfections des données, les approches précédentes ne sont plus capables de fournir un cadre de modélisation satisfaisant. On s'oriente dans ce cas vers d'autres schémas alternatifs de modélisation. On peut regrouper ces alternatives en deux catégories :

- 1- Alternative induite par les généralisations d'autres théories. C'est le cas par exemple de la logique floue et de la théorie des possibilités issues de celles des ensembles flous.
- 2- Extensions directes de concepts classiques des probabilités qui entretiennent certains liens avec l'approche bayésienne. On retrouve dans cette classe l'approche bayésienne robuste, probabilité inférieures et supérieures, fonctions de croyances.

Ces différentes alternatives tentent de modéliser explicitement le manque d'informations du aux imprécisions à travers de ce qui est appelée communément probabilités imprécises. Ce concept introduit par SMITH (1961) et repris entre autres par GOOD(1962) et DEMPSTER (1966), concerne principalement la façon de spécifier la connaissance a priori dont on dispose sur un système.

Bien que la théorie des ensembles flous et des techniques dérivées propose des cadres de représentation à la fois de l'incertitude et de l'imprécision, elle forme d'avantage un corpus de modélisation de l'imprécision.

D- : Fusion en environnement imparfait

Dans le cas où la décision doit être prise dans un environnement à la fois incertain et imprécis, on fait souvent, si ce n'est exclusivement, appel à la théorie des croyances (appelées aussi théorie de l'évidence ou encore théorie des crédibilités). Cette théorie, fondée sur les travaux de DEMPSTER (1967) a été formalisé par SHAFER(1976) et peut être vu comme une extension de la théorie des probabilités au traitement de l'ignorance et à l'étude des phénomènes non répétitifs, subjectif. Cette théorie généralise également la théorie des possibilités en logique floue et fournit de ce fait un cadre fédérateur à la fusion de données imprécises et incertaines.

Le principe fondateur de la théorie des croyances est de pouvoir affecter une mesure de croyance (appelée masse), non seulement à chacun des états (événement) possibles d'un

système(ou action), mais également à un ensemble d'états sans faire appel aux axiomes de composition (par exemple, l'additivité dans le cas des probabilités). Grâce à ce formalisme, il est alors possible d'exprimer différents niveaux de connaissance et, en particulier, d'exprimer l'ignorance sur la vraisemblance des états du système étudié, alors que dans la théorie bayésienne, on doit toujours se prononcer sur la réalisation d'un événement et, en cas d'ignorance totale, la probabilité associée à cet événement se voit affecter la valeur médiane.

4-3-6 : Conclusion

Comme nous l'avons dit précédemment, la méthode de fusion doit être choisie eu égard aux exigences que l'on cherche à approcher et aussi en tenant compte des caractéristiques des données disponibles (nature, imperfections, etc.). Autrement dit, le choix de la méthode doit être gouverné à la fois par l'application et par le bilan exhaustif des qualités ou absence de qualités des données en présence.

Si l'objectif est de modéliser la redondance et la complémentarité des sources, ce qui suppose que les informations inter-sources sont cohérentes ou rendue cohérentes par recalage, alors l'objectif est souvent atteint en faisant appel aux techniques statistiques multidimensionnelles (analyses factorielles, classifications, régressions, méta- analyse,...).

Lorsque l'incertitude prédomine dans les sources d'informations et si l'on peut spécifier les probabilités a priori et les probabilités conditionnelles alors l'approche bayésienne est dans ce cas la méthode recommandée pour fusionner les données incertaines .Par contre si l'un des postulats précédents est mis en défaut, c'est-à-dire lorsqu'on est dans l'incapacité de spécifier les fonctions de vraisemblances et / ou les probabilités des événements élémentaires (ignorance totale), les méthodes probabilistes doivent être délaissées pour des schémas alternatifs. Ces schémas sont le plus souvent obtenus en relaxant des axiomes fondamentaux de l'arsenal probabiliste pour tenir compte de la notion imprécision et de permettre par ailleurs de spécifier la connaissance a priori dans le cas d'informations incomplètes, subjectives, imprécises.

CHAPITRE 5

THEORIE MATHEMATIKES DE FUSION

5-1- Introduction

Un grand nombre de méthodologies ont été proposées comme solutions potentielles du problème de fusion de données. Ces propositions peuvent être regroupées selon le type et la nature des outils qu'elles manipulent, et sur lesquels la fusion proprement dite va être opérée. La plupart de ces outils sont soit des mesures de préférences associées à un ensemble d'alternatives, soit des mesures de vraisemblances liées aux réalisations des diverses alternatives ou encore des états d'un système. On peut ainsi distinguer les types de mesures suivantes :

5-1-1- Mesures de l'information :

Il s'agit principalement d'indicateurs rendant compte de l'inertie ou de l'entropie d'un ensemble de données, le plus souvent considéré homogène. L'usage des méthodes statistiques multidimensionnelles (méthodes factorielles, techniques de classification et de discrimination) permet le plus souvent la fusion puis la synthèse de ces diverses informations. Ces méthodes ont la particularité de rendre compte des redondances, le plus souvent linéaires, et des complémentarités des données disponibles. Dans le cas de sources hétérogènes et en absence d'opérations d'homogénéisation naturelles, on peut être amené à fusionner non plus les données brutes issues de ces sources, mais certains indicateurs ou résultats obtenus sur la base des sources individuelles. Ces indicateurs peuvent être des estimateurs, des prédicteurs ou encore des résumés de l'information contenue dans chacune des sources (mesures de tendance moyenne, de dispersion,...).

5-1-2- Mesure de probabilité :

Ces mesures sont l'expression d'une certaine incertitude (l'aléa) contenue dans les données. La fusion de ce type de mesures est principalement achevée par le biais de la fusion probabiliste et plus particulièrement à l'approche bayésienne. Le théorème de Bayes constitue le fondement même de cette méthode.

5-1-3- Mesure de croyances :

Ces mesures peuvent être considérés comme une extension de mesures de probabilités aux situations où une probabilité ponctuelle ne peut plus être affectée à un événement

élémentaire. Les fonctions de croyances introduites par Dempster en 1967, permettent de traduire les degrés de croyance que l'on a sur un événement sous forme d'un intervalle appelé probabilité imprécise.

5-1-4- Mesure de possibilités :

Ces mesures, issue de la théorie du même nom et qui dérive elle-même de la théorie des ensembles flous, sont considérées comme des outils de représentation des informations incertaines et incomplètes. Bien que ces mesures de possibilités soient davantage adaptées à la prise en compte de l'imprécision que de l'incertitude, il existe des passerelles entre elles et les mesures de probabilité et les mesures de croyances.

5-1-5- Mesures de préférences :

Ces mesures quantifient les préférences exprimées par des experts ou groupe d'individus, concernant la vraisemblance d'un événement. Les techniques d'analyse et d'agrégation multicritères sont les principaux outils capables de combiner ces mesures de préférence.

Ce bref panorama montre qu'un même problème de fusion de données peut être appréhendé de plusieurs façons et que la principale différence entre ces multiples propositions réside dans la quantité de connaissance à priori requises par chacune de ses propositions. Ces connaissances peuvent porter sur le système étudié (ses états possibles,...) mais aussi sur les multiples sources de données disponibles, en terme de qualité des données et des informations (incertitude, imprécision, incomplétude, fiabilité, redondance, complémentarité,...). C'est en réalisant ce bilan de connaissances que l'on peut cerner le mieux la structure du système et des données à fusionner et l'on pourra ainsi choisir la méthodologie la plus efficiente.

Nous proposons dans ce qui va suivre, une description succincte des principales techniques mathématiques exploitant les différentes mesures décrites ci-dessus, pour réaliser la fusion de données.

5-2- Fusion statistique

La fusion statistique englobe deux situations distinctes, faisant chacune appel à un corpus de méthodes bien identifiées et reposant sur des hypothèses de similarités et d'échangeabilité des sources. La première situation concerne les analyses et les synthèses

de données ou d'informations de bas niveau, supposées homogènes ou rendue comme telles par une opération de recalage. Ces analyses reposent principalement sur les outils de la statistique exploratoire. La seconde situation s'attache de synthétiser et de combiner des estimations et/ou des décisions obtenues sur la base des sources prises individuellement. Il s'agit là de la fusion des informations de haut niveau, c'est-à-dire celles extraites des données disponibles par des traitements préalables. On retrouve dans ce cadre les méthodes statistiques de fusion d'estimateurs, ainsi que les méta-analyses.

5-2-1- Statistique exploratoire

La statistique multidimensionnelle fournit un ensemble de techniques usuellement utilisées pour la fusion et la synthèse des données homogènes et comparables (dans le cas où il existe une métrique entre les éléments à fusionner). Ces méthodes sont usuellement utilisées dans ce cas pour la fusion et la synthèse d'informations. Les techniques les plus connues sont certainement les méthodes factorielles (analyse en composantes principales, analyse des correspondances, analyse discriminantes,...).

Ces dernières années, ont vu l'avènement de nombreuses méthodes d'analyses conjointes de plusieurs tableaux de données. Parmi les méthodes largement répandues, citons la méthode STATIS (structuration des tableaux à trois indices de la statistique), initialement développée pour des tableaux ternaires et étendue aux tableaux à plusieurs entrées.

Le schéma général de la plupart de ces méthodes d'analyse conjointes de plusieurs tableaux de données s'articule autour des trois points suivants :

Représentation globale :

On désire avoir une représentation globale de tous les tableaux. Pour cela, on va définir des distances entre éléments caractéristiques de chaque tableau, puis représenter graphiquement ces distances. Cette étape sera appelée, comme dans la méthode STATIS, l'étape de "l'interstructure".

Compromis :

On cherche à résumer les différents tableaux en un seul (ou en un petit nombre de tableaux) qui soit le plus représentatif de l'ensemble. On aura donc un compromis, optimal

selon un critère, selon les types de situations considérées, et selon le critère retenu, on obtiendra plusieurs sortes de compromis.

Représentation détaillée :

On cherche à représenter simultanément tous les individus de toutes les variables utilisées, de façon à pouvoir visualiser, et ceci est particulièrement utile lorsqu'on a des données chronologiques, l'évolution des variables ou des individus. Cette étape sera appelée état des infrastructures.

Toutes ces méthodes aussi bien les méthodes factorielles que celles se proposant d'analyser conjointement plusieurs tableaux de données, reposent sur une hypothèse d'homogénéité des données à fusionner et que lorsque les différentes sources d'information sont de nature très hétérogènes le recours à ces techniques n'est plus pertinent. Dans ce cas, une possibilité consiste à fusionner certains attributs issus des sources disponibles. Ces attributs peuvent être des estimateurs d'une même quantité, des décisions ou encore des préférences.

5-2-2- Fusion d'estimateurs et méta-analyses [EL FAOUZI, Décembre 2000].

Le problème d'estimation en présence de multiples sources de données est fort ancien qui a intéressé aussi bien les statisticiens que les économétriciens. Ainsi, dans la littérature économétrique le terme d'estimations mixtes couvre cette situation d'estimations.

La fusion de résultats d'autres analyses a, quant à elle, donné naissance à un ensemble de techniques groupées sous le vocable de méta-analyses. Ce vocable fait référence à l'utilisation de procédures statistiques pour combiner et synthétiser les résultats de plusieurs études individuelles. Autrement dit, une méta-analyse est une analyse des résultats issus d'autres analyses dans un but de synthèse et de mise en cohérence.

L'idée centrale est de construire un opérateur qui consiste à fusionner différents estimateurs d'une même quantité (résultant d'une ou de plusieurs sources de données) pour améliorer les performances du problème d'estimations. Une caractéristique importante des opérateurs de fusion est qu'ils fournissent un résultat de même nature que les données de départ (principe de fermeture). Ainsi, dans le cas d'estimateurs multiples, le résultat final sera un nouvel estimateur combiné et unique à fort pouvoir synthétique.

Les procédures de fusion les plus utilisées sont de type moyennes pondérées. Ces opérateurs se justifient si l'on considère les différentes sources comme une seule source aléatoire dont les informations à agréger sont des réalisations.

Plusieurs techniques de fusion d'estimateurs ont été proposées. La plupart d'entre elles se fondent sur l'emploi des heuristiques dont l'intérêt pratique se heurte à l'absence de justification théorique permettant d'évaluer leur degré de légitimité. On peut distinguer deux cas correspondants à deux degrés de difficulté.

Le premier suppose que les estimateurs à combiner sont indépendants au sens statistique (absence de corrélation entre estimateurs) et s'attache de trouver un schéma de fusion capable de générer un estimateur résultant jouissant de certaines propriétés d'optimalité.

Dans le second cas, les estimateurs sont corrélés soit parce qu'ils sont issus d'une même source de données, soit parce que les modèles sous-jacents sont réputés dépendants.

5-2-2-1- Estimateurs indépendants

L'hypothèse implicite qui préside à la combinaison des résultats de plusieurs études et que ces dernières sont similaires et échangeables (au sens définit par DE FINETTI), et le choix du modèle statistique pour la fusion des informations constitue l'explicitation de ses hypothèses.

Dans le cas de k sources indépendantes fournissant chacune un estimateur φ_i , $i = 1, \dots, k$. D'un même paramètre inconnu $\theta = \theta_1 = \dots = \theta_k$ et si on suppose que toutes différences observées entre les études est exclusivement due aux fluctuations d'échantillonnage, on utilise le modèles dits à effet fixe :

$$\varphi_i = \theta + \varepsilon_i \quad (1)$$

ou (ε_i) sont des variables aléatoires indépendantes supposées le plus souvent gaussiennes centrées et de variances σ_i^2 .

Si les variances σ_i^2 sont connues, un estimateur optimal, obtenu par fusion, s'exprime sous forme d'une moyennes pondérées des (φ_i) :

$$\hat{\theta} = \frac{\sum_{i=1}^k \omega_i \varphi_i}{\sum_{i=1}^k \omega_i} \quad (2)$$

ou chaque pondération ω_i est fonction des variances σ_i^2 des estimateurs. Ainsi, dans le cas de deux estimateurs ($k = 2$), l'expression précédente devient :

$$\hat{\theta} = \frac{\sigma_2^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \varphi_1 + \frac{\sigma_1^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} \varphi_2 \quad (3)$$

Cette équation montre que la règle de fusion affecte un poids à chaque estimateurs et que ce poids est d'autant plus grand que la fiabilité de l'estimateurs (quantifiée ici par l'inverse de la variance de ce dernier) est grande.

Dans le cas où les différentes sources sont hétérogènes, ce qui revient à dire que les différences constatées entre les sources proviennent à la fois des erreurs d'expérimentation (variabilité intra-sources) et des différences entre études (variabilité inter-sources) et que l'on dispose d'informations sur les sources d'hétérogénéités, il est alors possible de prendre en compte cette information dans la modélisation.

Cependant dans le cas où cette information est manquante, une façon simple d'exprimer le niveau d'hétérogénéité inter-sources est d'adopter une modélisation à effet aléatoire.

Cette modélisation est basée sur le système d'équations suivant :

$$\begin{aligned} \varphi_i &= \theta_i + \varepsilon_i \\ \theta_i &= \theta + \xi_i \end{aligned} \quad (S) \quad (4)$$

Où ε_i et ξ_i , sont des variables aléatoires (supposées le plus souvent normales) indépendantes centrées et de variances respectives σ_i^2 et v . Ces variances traduisent les composantes de la variabilité inter-sources.

Lorsque la distribution des θ_i est supposée connue, ce qui revient à dire que les deux paramètres (θ , v) sont donnés dans le cas Gaussien, cette classe de modèles est connue sous le nom de modèle bayésien hiérarchique.

Sur la base du système d'équations (S.), une estimation de θ_i est donnée par :

$$\hat{\theta}(v) = (1 - \alpha_i(v))\varphi_i + \alpha_i(v)\hat{\theta}(v) \quad (5)$$

avec

$$\alpha_i(v) = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_i^2 + v}$$

Cette estimation, exprimée sous forme d'une moyenne pondérée, traduit le fait que le paramètre que l'on cherche à estimer dans la $i^{\text{ème}}$ source puise certaines informations à partir des autres sources via l'estimation commune $\hat{\theta}(v)$. La façon dont l'estimation $\hat{\theta}(v)$ s'écarte de l'estimation commune est contrôlée par le facteur de pondération $\alpha_i(v)$. Ainsi, quand ($v \rightarrow 0$, $\alpha_i(v) \rightarrow 1$.) le modèle à effets aléatoires tend vers le modèle à effets fixes. À l'inverse, lorsque v devient grand, ($\alpha_i(v) \rightarrow 0$) le gain obtenu en combinant les différents estimateurs devient alors nul.

5-2-2-2- Estimateurs corrélés

Lorsque les estimateurs sont corrélés, la démarche de fusion décrite précédemment ne peut être utilisée dans la mesure où les inter- corrélations entre estimateurs sont supposés nulles.

La corrélation des divers estimateurs est un problème sous-jacent à celui de la fusion de plusieurs estimateurs. En effet, les différents estimateurs tentent tous d'approcher une même quantité, ce qui s'accompagne inévitablement par de fortes corrélation entre ces estimateurs, principalement lorsque l'on utilise des modèles similaires ou que les estimateurs sont basés sur une seule et même source de données (on parle alors dans ce cas de multi- colinéarité).

En situation de multi- colinéarité, plusieurs techniques peuvent être utilisées. La méthode usuellement utilisée dans ce cas est la technique dite *pseudo- orthogonale* ou *ridge régressions* dans la littérature anglo-saxonne. Cette méthode consiste à minimiser la somme au carrée des écarts augmentés de la norme au carrée des coefficients de régression. On peut aussi faire appel dans ce cas à d'autres approches de décorrélation des estimateurs ; citons à titre d'exemple de la régression sur les composantes principales.

Il est à noter que les méthodes présentées ci-dessus, améliorent la qualité de l'estimateur résultant en réduisant sa variance et que au pire, la qualité de l'estimateur résultant sera comparable à celle obtenue en choisissant le meilleur estimateur. La réduction de la variance sera d'autant plus forte que les sources considérées sont très hétérogènes.

5-3- Méthodes numériques en fusion de données[ISABELLE BLOCH,Dec2000.]

5-3-1 Introduction

Nous adoptons dans cette section un sens large du terme « information ». En particulier, il couvre à la fois des données (par exemple des mesures, des images, des signaux, etc.) et des connaissances (sur les données, sur le domaine).

La difficulté de la fusion de données vient souvent de l'imperfection de ces données ,qui s'expriment en termes d'incertitude ,d'imprécision ,d'ambiguïté ,d'incomplétude ,de conflit etc...Schématiquement ,la fusion de données vise à réduire ces imperfections en s'appuyant à la fois sur la complémentarité et sur la redondance des informations à combiner .La plupart des méthodes de fusion, en particulier les méthodes numériques, modélisent directement les imperfections pour les prendre en compte dans le processus de fusion.

Dans ce qui va suivre, nous exposons les principales approches numériques.

5-3-2- Schéma de fusion

En général, la fusion n'est pas une tâche simple. Elle peut se décomposer de manière schématique en plusieurs étapes. Nous les décrivons succinctement ici, car elles serviront de guide à la description des outils théoriques dans les parties suivantes. Considérons un problème général de fusion pour lequel on dispose de l sources. S_1, S_2, \dots, S_l , et pour lequel le but est de prendre une décision dans un ensemble de n décisions possibles d_1, d_2, \dots, d_n . Les principales étapes à résoudre pour construire le processus de fusion sont les suivantes :

a- Modélisation

Cette étape comporte le choix d'un formalisme, et des expressions des informations à fusionner dans ce formalisme. Cette modélisation peut être guidée par les informations supplémentaires (sur les informations et sur le contexte ou le domaine). Supposons pour

fixer les idées que chaque source S_j fournisse une information représentée par M_i^j sur la décision d_i . La forme de M_i^j dépend bien sûr du formalisme choisi. Elle peut être par exemple une distribution dans un formalisme numérique ou une formule dans un formalisme logique.

b- Estimation

La plupart des modélisations nécessitent une phase d'estimation (par exemple toutes les méthodes utilisant des distributions). Là encore les informations supplémentaires peuvent intervenir.

c- Combinaison

Cette étape concerne le choix d'un opérateur, compatible avec le formalisme de modélisation retenu, et guidé par les informations supplémentaires.

d- Décision

C'est l'étape ultime de la fusion, qui permet de passer des informations fournies par les sources au choix d'une décision d_i

La manière dont ces étapes sont agencées définit le système de fusion et son architecture. Nous nous limitons ici au modèle qui consiste à combiner par une opération F tous les M_i^j relatifs à la même décision d_i , pour obtenir une forme fusionnée

$$M_i = F(M_i^1, M_i^2, \dots, M_i^l).$$

Puis une décision est prise sur le résultat de cette combinaison. Aucune décision intermédiaire n'est donc prise, et l'information est manipulée dans le formalisme choisi jusqu'à la dernière étape, diminuant ainsi les contradictions et les conflits.

5-3-3- Fusion probabiliste et bayésienne

5-3-3-1- Mesures d'informations

Lorsqu'on dispose d'un ensemble de l sources d'informations S_j , une première tâche consiste souvent à le transformer en un sous-ensemble plus réduit, donc de traitement plus simple, sans perdre d'information.

Pour exprimer l'apport d'information dû à l'ajout d'une nouvelle source S_{k+1} à un ensemble déjà connu $\{S_1, S_2, \dots, S_k\}$ on peut s'appuyer sur les notions d'information et d'entropie.

A partir de la probabilité conjointe des k premières sources $p(S_1, S_2, \dots, S_k)$, on définit l'entropie (ou l'information moyenne) des k premières sources par :

$$H(S_1, S_2, \dots, S_k) = - \sum p(S_1, S_2, \dots, S_k) \text{Log } p(S_1, S_2, \dots, S_k) \quad (6)$$

Et l'entropie apportée par la $(k+1)$ ème source s'exprime, soit en fonction des entropies, soit en fonction des probabilités par :

$$\begin{aligned} H(S_{k+1}/ S_1, \dots, S_k) &= H(S_1, \dots, S_{k+1}) - H(S_1, \dots, S_k) \\ &= - \sum p(S_1, \dots, S_k) \text{Log } p(S_{k+1}/ S_1, \dots, S_k) \quad (7) \end{aligned}$$

Pour deux sources, on définit ainsi la redondance entre elles par :

$$R(S_1, S_2) = H(S_1) + H(S_2) - H(S_1, S_2) \quad (8)$$

Et la complémentarité de la source S_2 par rapport à la source S_1 , c'est-à-dire la quantité moyenne d'information qu'il faut ajouter à S_2 pour retrouver S_1 :

$$C(S_1/S_2) = H(S_1/S_2) \quad (9)$$

Ce qui conduit à la relation

$$H(S_1) = R(S_1, S_2) + C(S_1/S_2) \quad (10)$$

Des approches analogues peuvent être envisagées dans un cadre non probabiliste, en s'appuyant par exemple sur l'entropie floue. Le formalisme est pour l'instant moins développé dans cette direction.

Les notions d'entropie globale ne sont pas toujours bien adaptées aux problèmes de fusion, et des notions d'entropie conditionnelle aux classes à reconnaître par exemple sont souvent préférables : elle permettent une analyse plus fine de l'information qu'apporte chaque source pour chaque classe et sont mieux adaptées aux problèmes pour lesquels une source est meilleure pour certaines classes et moins bonne pour d'autres. Bien que la définition formelle pour tels concepts ne pose pas de difficulté particulière, ils ne sont pas encore beaucoup utilisés en fusion et c'est vraisemblablement un point qui mériterait d'être approfondi.

5-3-3-2- Modélisation et estimation

La théorie la plus exploitée dans la littérature est de loin la théorie des probabilités, associée à la théorie bayésienne de la décision. L'information y est modélisée par une probabilité conditionnelle, par exemple en fusion d'images, la probabilité pour qu'un pixel appartienne à une classe particulière, étant donnée les images disponibles. Ainsi, la mesure introduite s'écrit sous la forme :

$$M_i^j = p(d_i / S_j) \quad (11)$$

En traitements des images, en l'absence de modélisations fonctionnelles fortes des phénomènes observés, les probabilités $P(S_j | d_i)$ (probabilités, conditionnelles à l'hypothèse d_i , de l'information fournie par la source (S_j)), sont par exemple apprises par dénombrement sur des zones de test (ou par apprentissage sur ces zones des paramètres d'une loi donnée) et on en déduit la probabilité de l'équation (11) par application de la règle de BAYES.

L'avantage essentiel des méthodes probabilistes vient de ce qu'elles reposent sur une base mathématique solide et ont été l'objet de nombreux travaux. Elles proposent donc un éventail d'outils très riche permettant aussi bien la modélisation (par exemple par des familles de lois paramétriques aux propriétés bien étudiées) que l'apprentissage des modèles (pour des lois paramétriques ou non paramétriques). Elles proposent également des règles d'usage soit théoriques (bornes, valeurs asymptotiques) soit heuristiques (tests d'hypothèses, critères de validité, tables de confiance). Enfin la modélisation probabiliste, soutenue par l'interprétation fréquentiste largement répandue dans le monde de la physique et du traitement du signal, est actuellement un concept universellement partagée qui sert naturellement de bases de comparaison aux autres modélisations.

Mais les méthodes probabilistes sont également l'objet de critiques. Tout d'abord, si elles représentent bien l'incertain qui entache l'information, elles ne permettent pas aisément de représenter son imprécision, elles conduisent souvent à confondre ces deux notions. Ensuite, elles nécessitent que lors de l'apprentissage, des contraintes très strictes soient vérifiées par les mesures (imposées par les axiomes de base des probabilités) et par l'ensemble de classes considérée (exhaustivité). Ces contraintes peuvent rendre l'apprentissage très délicats, ou, si le problème à traiter est complexe, conduit pratiquement à des incohérences car l'utilisateur ne peut alors prendre en compte tout le réseau des

dépendances probabilistes (cas des boucles logiques). L'apprentissage des lois de probabilité nécessite, outre les hypothèses, un nombre de données important, ce qui conduit souvent à préférer des modèles paramétriques, qui à leur tour nécessitent des hypothèses sur la forme des lois.

5-3-3-3- Combinaison dans un cadre bayésien

Dans le modèle bayésien, la fusion peut être effectuée de manière équivalente à deux niveaux :

Soit au niveau de la modélisation, et on calcule alors des probabilités de la forme :

$$P(d_i \setminus S_1, \dots, S_l) \quad (12)$$

À l'aide de la règle de Bayes :

$$P(d_i \setminus S_1, \dots, S_l) = \frac{P(S_1, \dots, S_l \setminus d_i) \cdot P(d_i)}{P(S_1, \dots, S_l)} \quad (13)$$

Où les différents termes sont estimés par apprentissage .

Soit par la règle de Bayes elle-même, où l'information issue d'un capteur vient mettre à jour l'information estimée d'après les capteurs précédents (c'est la seule forme utilisable si les informations sont disponibles successivement et non simultanément) :

$$P(d_i \setminus S_1, \dots, S_l) = \frac{P(S_1 \setminus d_i) P(S_2 \setminus d_i, S_1) \dots P(S_l \setminus d_i, S_1, \dots, S_{l-1}) \cdot P(d_i)}{P(S_1) \cdot P(S_2 \setminus S_1) \dots P(S_l \setminus S_1, \dots, S_{l-1})} \quad (14)$$

Très souvent, étant données la complexité de l'apprentissage à partir de plusieurs capteurs et la difficulté d'obtenir des statistiques suffisantes, ces équations sont simplifiées sous l'hypothèse d'indépendance. Là encore, des critères ont été proposés pour vérifier la validité de ces hypothèses. Les formules précédentes deviennent alors :

$$P(d_i \setminus S_1, \dots, S_l) = \frac{\prod_{j=1}^l P(S_j \setminus d_i) P(d_i)}{P(S_1, \dots, S_l)} \quad (15)$$

Cette équation fait apparaître clairement le type de combinaison des informations, sous la forme d'un produit, donc une fusion conjonctive. Il est notable que la probabilité a priori joue exactement le même rôle dans la combinaison que chacune des sources, auxquelles elle est combinée également par produit.

L'avantage de cette théorie, du point de vue de la combinaison, est qu'elle repose sur de solides bases mathématiques, et peut être utilisée pour la mise à jour de réseaux complexes de connaissances. Elle permet d'introduire des informations qui s'expriment facilement sous forme de probabilités, telles que le contexte spatial dans le cadre des champs de Markov où la qualité des informations exprimées comme la probabilité pour qu'une mesure soit fiable.

Cependant, elle est contrainte, comme pour la modélisation, par les axiomes des probabilités, et son utilisation en pratique nécessite souvent des hypothèses simplificatrices (comme l'indépendance) rarement vérifiées. Elle nécessite de plus l'estimation des probabilités a priori $P(d_i)$, qui est souvent délicate et est primordiale dans le cas où l'on a peu d'informations (distribution très plates des probabilités conditionnelles). Si, dans le cas du traitement d'images, les probabilités conditionnelles peuvent être souvent bien estimées par apprentissage à partir de fréquences d'occurrence, ce n'est en général pas le cas des probabilités a priori. Leurs réévaluations sortent du cadre des probabilités fréquentiste et fait souvent appel à des concepts plus subjectifs. La forme conjonctive de la fusion bayésienne conduit souvent en pratique à un effondrement des probabilités des événements qui sont déduits d'une longue chaîne de déduction. Enfin, elle ne permet pas de modéliser l'ignorance pour la prendre en compte dans la combinaison.

5-3-3-4- Combinaison vue comme un problème d'estimations

Une autre manière de voir la fusion probabiliste consiste à considérer que chaque source donne une probabilité (d'appartenance à une classe par exemple), et que la fusion consiste à combiner ces probabilités pour trouver la probabilité globale d'appartenance à la classe. Cette vision revient à considérer la fusion comme un problème d'estimations, et permet d'utiliser des opérateurs de combinaison différents du produit. En particulier les méthodes de moyenne ou moyenne pondéré, de médiane, des consensus sont souvent employées. Des estimateurs robustes peuvent également être employés, afin de limiter ou supprimer l'influence des valeurs aberrantes

5-3-3-5- Décision

La dernière étape concerne la décision donc le choix d'une hypothèse (d_i), par exemple le choix de la classe à laquelle appartient un point. Cette décision binaire peut être assortie

d'une mesure de la qualité de cette décision, pouvant éventuellement conduire à la rejeter. La règle la plus utilisée pour la décision probabiliste et bayésienne est le maximum a posteriori : on choisit d_i si

$$P(d_i) = \max \{P(d_k/S_1, \dots, S_l), 1 \leq k \leq n\} \quad (16)$$

Mais de très nombreux autres critères ont été développés par les probabilistes et les statisticiens, pour qu'ils s'adaptent au mieux aux besoins de l'utilisateur et au contexte de sa décision : maximum de vraisemblance, maximum d'entropie, marginale maximale, espérance maximale, risque minimal, etc.. Cependant, la grande variété de ces critères laisse l'utilisateur à nouveau démuni devant la justification d'un choix et l'éloigne de l'objectivité recherchée initialement par ces méthodes.

5-3-4- Fusion dans la théorie des fonctions de croyance

La théorie des fonctions de croyance (ou théorie de DEMPSTER- SHAFER) date des années 70 mais est encore relativement peu utilisée. Pourtant les premières applications sont prometteuses, et nous montrons dans cette partie qu'elles sont les caractéristiques de cette théorie qui justifient que l'on s'y intéresse, aussi bien du point de vue de la représentation des connaissances et de leurs imperfections (imprécision, incertitude, ambiguïté, ignorance, conflit) que de leurs combinaisons.

5-3-4-1 Modélisation

La théorie des fonctions de croyance permet, de manière analogue à la théorie des possibilités comme nous le verrons dans la partie suivante, de représenter à la fois l'imprécision et l'incertitude, à l'aide de fonctions de masse m , de plausibilité Pls et de croyance Bel . Les fonctions de masse sont définies sur tous les sous-ensembles de l'espace de discernement D (contenant par exemple les classes auxquelles on s'intéresse) et pas simplement sur les singletons comme les probabilités qui ne mesurent que la probabilité d'appartenance à une classe donnée.

Posons $D = \{d_1, \dots, d_n\}$ où chaque d_i désigne une hypothèse en faveur de laquelle une décision peut être prise (typiquement une classe dans un problème de classification multi sources). Une fonction de masse est définie comme une fonction de 2^D (ensemble des parties de D) dans $[0,1]$. En général on impose $m(\Phi) = 0$, et une normalisation de la forme :

$$\sum_{A \subset D} m(A) = 1 \quad (17)$$

Qui garantit une sorte de commensurabilité entre plusieurs jeux de masse.

La contrainte $m(\Phi) = 0$ correspond à une hypothèse de monde clos, dans lequel toutes les solutions possibles sont effectivement représentées dans D (ce qui suppose que l'on est capable de les énumérer). Si l'on relâche cette contrainte et que l'on accepte d'avoir une masse strictement positive sur Φ , cela correspond alors à une hypothèse de monde ouvert, dans lequel des solutions hors de D sont envisageable.

Un élément focal est un sous-ensemble A de D tel que $m(A) > 0$. La réunion des éléments focaux est appelée noyau.

Une fonction de croyance Bel est une fonction totalement croissante définie de 2^D dans $[0,1]$:

$$\forall A_1 \in 2^D, \dots, A_k \in 2^D, Bel\left(\bigcup_{i=1}^k A_i\right) \geq \sum_{l \subset \{1, \dots, k\}} (-1)^{|l|+1} Bel\left(\bigcap_{i=1}^k A_i\right) \quad (18)$$

Où $|l|$ désigne le cardinal de l , et telle que $Bel(\Phi) = 0$, $Bel(D) = 1$.

Étant donnée une fonction de masse m , la fonction Bel définie par :

$$\forall A \in 2^D, Bel(A) = \sum_{B \subset A, B \neq \Phi} m(B) \quad (19)$$

Est une fonction de croyance. Inversement, à partir d'une fonction de croyance définie comme une fonction totalement croissante (inégalités 18) telle que $Bel(\Phi) = 0$, $Bel(D) = 1$, on peut définir une fonction de masse par :

$$\forall A \in 2^D, m(A) = \sum_{B \subset A} (-1)^{|A-B|} Bel(B) \quad (20)$$

Cette fonction de masse vérifie alors l'équation 19.

La fonction de croyance mesure la confiance totale que l'on a un dans un sous-ensemble A . une fonction de plausibilité Pls est également une fonction de 2^D dans $[0,1]$ définie par :

$$\forall A \in 2^D, Pls(A) = \sum_{B \subset A \neq \Phi} m(B) = 1 - Bel(A^c) \quad (21)$$

Dans l'hypothèse de monde ouvert, on a : $Bel(D) = 1 - m(\Phi)$, et la plausibilité s'écrit alors plus généralement :

$$Pls(A) = \sum_{B \cap A \neq \Phi} m(B) = 1 - m(\Phi) - Bel(A^c) = Bel(D) - Bel(A^c) \quad (22)$$

La plausibilité mesure la confiance maximum que l'on peut avoir dans A, cette fonction a une interprétation naturelle dans le modèle des croyances transférables où l'on considère que l'apport d'information peut permettre de transférer des croyances sur des sous-ensembles plus précis. La plausibilité représente alors la croyance maximale que l'on pourrait potentiellement affecter à un sous-ensemble A si l'on apprend par exemple que la solution se trouve dans A (toute la confiance mise dans un sous-ensemble B intersectant A est alors transférée sur A afin de mettre à zéro la confiance sur A^c).

On a les propriétés suivantes :

$$\begin{aligned} \forall A \in 2^D, Pls(A) &> Bel(A) \\ \forall A \in 2^D, Bel(A) + Bel(A^c) &\leq 1 \\ \forall A \in 2^D, Pls(A) + Pls(A^c) &\leq 1 \\ \forall A \in 2^D, Bel(A) + Bel(A^c) = 1 &\Leftrightarrow Bel(A) = Pls(A) \end{aligned} \quad (23)$$

L'intervalle $[Bel(A), Pls(A)]$ est appelé intervalle de confiance et sa longueur est une mesure de l'ignorance que l'on a sur un événement A et son complémentaire.

Si l'on affecte des masses uniquement aux hypothèses simples ($m(A) = 0$ pour $|A| > 1$), alors les trois fonctions m , Bel et Pls sont égales et sont une probabilité. Dans les cas plus complexes, ce n'est pas le cas et il n'y a pas d'équivalence directe avec des probabilités. L'analogie des fonctions de crédibilité et de plausibilité pourrait être obtenue par exemple à partir de probabilités conditionnelles à des comportements pessimistes et optimistes respectivement, mais leur formalisations serait beaucoup plus délicate que ce que propose la théorie des fonctions de croyance.

La possibilité d'affecter des masses aux hypothèses composées, est donc de travailler sur 2^D plutôt que sur D constitue un des avantages de cette théorie. Elle permet en effet une modélisation très souple et très riche, en particulier de l'ambiguïté ou de l'hésitation entre hypothèses. Citons quelques exemples de situations dans lesquelles la fusion par la théorie des fonctions de croyance peut être employée :

- Lorsqu' une source donne des informations seulement sur certaines hypothèses.
- Lorsqu' une source n'est pas capable de différencier deux hypothèses : la théorie des fonctions de croyance permet alors de considérer la disjonction de ces deux hypothèses, sans introduire des informations arbitraires forçant leur séparation ;
- Lorsque l'on veut représenter la fiabilité globale d'une source : cela peut être réalisée en affectant une masse non nulle à D ;
- Dans le cas où la fiabilité d'une source dépend des hypothèses.

5-3-4-2- Estimation des fonctions de masse

L'estimation des fonctions de masse est un problème difficile, qui n'a pas de solution universelle. La difficulté est augmentée ici si l'on veut affecter des masses aux hypothèses composées.

La manière la plus simple que l'on puisse imaginer consiste à calculer les masses sur les singletons dans une source S_j par

$$m_j(\{d_i\}) = M_i^j \quad (24)$$

ou M_i^j est estimé le plus souvent comme une probabilité. Les masses sur tous les autres sous-ensembles de D sont alors nulles. Il est clair que ce modèle est très réducteur et n'exploite pas les caractéristiques intéressantes de la théorie des fonctions de croyance. Beaucoup d'approches s'appuient toutefois sur un tel modèle initial, puis répartissent les masses sur l'ensemble des hypothèses composées, ou n'utilisent que certaines hypothèses composées, dans une démarche simplificatrice et souvent très heuristique. Mais d'autres approches peuvent également être envisagées.

Modification de modèles probabilistes. Le modèle le plus simple et le plus souvent utilisé consiste à utiliser la technique d'affaiblissement. Les nouvelles masses m' sont calculées à partir des masses initiales m de la manière suivante (l'indice j représentant la source d'information est omis ici) :

$$\begin{aligned} m'(\{d_i\}) &= \alpha.m(\{d_i\}) \\ m'(D) &= 1 - \alpha + \alpha.m(D) \end{aligned} \quad (25)$$

ou $\alpha \in [0,1]$ est le coefficient d'affaiblissement. Dans le cas où les masses initiales sont apprises sur les singletons seulement, par exemple à partir de probabilités, alors $m(D) = 0$

et $m'(D)=1-\alpha$. Cette technique est souvent utilisée pour affaiblir une source en fonction de sa fiabilité, et permet d'affecter une masse à D qui sera faible si la source est fiable et importante si la source ne l'est pas. Dans les cas extrêmes, la valeur $\alpha = 0$ est utilisée pour une source qui n'est pas fiable du tout, et toute la masse est alors affectée à D, ce qui représente l'ignorance totale. La valeur $\alpha = 1$ est utilisée pour une source fiable dans laquelle toute la masse est affecté aux singletons et ou il n'y a aucune ambiguïté entre classes.

Ce type de modèles est très simple. L'apprentissage des masses sur les singletons peut bénéficier des techniques classiques d'apprentissage statistique. Cependant les disjonctions d'hypothèses ne sont pas modélisées, ce qui limite beaucoup la portée de ce modèle.

Des modèles d'inspiration probabiliste ont été proposées et prennent en compte d'autres disjonctions que D. Ces modèles supposent une estimation initiale de probabilités conditionnelles, et permettent de prendre en compte la fiabilité de la source pour chaque hypothèse (et non plus globale comme dans le modèle précédent).

Les disjonctions sont définies en fonction d'un critère de significativité des probabilités conditionnelles. Si une seule probabilité est significative (ce qui nécessite de définir des seuils), alors un modèle simple de masse portant sur les singletons est utilisé. Si plusieurs probabilités sont significatives, les disjonctions des hypothèses correspondantes sont également pris en compte. Si aucune probabilité n'est significative, la masse porte entièrement sur D .

Modification de modèles de distances. Une approche de type reconnaissance de forme est proposée dans (26). Si chaque classe correspondant à une hypothèse d_i est représentée par un prototype (ou un centre) x_i , une fonction de masse associée à chaque classe peut être définie, dans laquelle d_i et D sont les seuls éléments focaux :

$$\begin{aligned} m'(\{d_i\})(x) &= \alpha.e^{-\gamma.d^2.(x,x_i)} \\ m'(\{D\})(x) &= 1 - \alpha.e^{-\gamma.d^2.(x,x_i)} \end{aligned} \quad (26)$$

où x est l'élément sur lequel on souhaite prendre une décision. Les paramètres α et γ permettent de jouer sur la quantité d'ignorance et la forme des fonctions de masse. La distance $d^2(x, x_i)$ permet d'affecter une masse d'autant plus importante que x " ressemble"

au prototype x_i . Les m_i sont ensuite combinées selon la règle de Dempster pour avoir une masse prenant en compte l'information sur toutes les classes.

Cette approche peut également être appliquée aux k plus proches voisins. La distance est alors la distance de x à l'un de ses voisins, et la masse est affectée selon le modèle précédent à la classe à laquelle appartient ce voisin et à D . Les fonctions calculées pour chacun des voisins de x sont ensuite combinées par la règle de Dempster.

5-3-4-3- Combinaison conjonctive

Soit m_j ($j = 1, \dots, l$) la fonction de masse définie pour la source j . La combinaison conjonctive des fonctions de masse est effectuée selon la règle orthogonale de Dempster :

$$\forall A \subset D, (m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_l)(A) = \sum_{B_1 \cap \dots \cap B_l = A} m_1(B_1) \cdot m_2(B_2) \cdot \dots \cdot m_l(B_l) \quad (27)$$

Dans cette équation non normalisées, la masse affectée par la combinaison à l'ensemble vide est en général non nulle. Elle s'interprète souvent comme le conflit entre les sources. Notons que cette mesure de conflit n'est pas une mesure absolue mais dépend de la modélisation effectuée (en particulier de la répartition des masses sur les différents sous-ensembles de D). Le conflit peut avoir deux sources essentielles : soit les sources ne sont pas fiables, soit elles donnent des informations sur des phénomènes différents. Dans le premier cas, il est acceptable de combiner les sources, et une solution pour prendre en compte le conflit est d'affaiblir les sources en fonction de leur fiabilité.

Dans le deuxième cas, la combinaison n'a pas de sens. Des méthodes de regroupement des sources selon les phénomènes qu'elles observent ont été proposées, visant à combiner les sources à l'intérieur de chaque groupe uniquement. Ces groupes sont calculés de sorte à minimiser le conflit dans chaque groupe.

Dans une hypothèse de monde ouvert, une masse non nulle sur l'ensemble vide peut également représenter une solution non prévue dans D . Sous l'hypothèse du monde fermé, ou tout ce qui est possible est représenté dans D , cette interprétation n'est pas acceptable, ce qui conduit à normaliser le résultat de la combinaison sous la forme :

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_l)(A) = \frac{\sum_{B_1 \cap \dots \cap B_l = A} m_1(B_1).m_2(B_2).\dots.m_l(B_l)}{1 - \sum_{B_1 \cap \dots \cap B_l = \Phi} m_1(B_1).m_2(B_2).\dots.m_l(B_l)} \quad (28)$$

$$(m_1 \oplus m_2 \oplus \dots \oplus m_l)(\Phi) = 0$$

si le dénominateur de l'équation 28 est non nulle, c'est-à-dire si :

$$k = \sum_{B_1 \cap \dots \cap B_l = \Phi} m_1(B_1).m_2(B_2).\dots.m_l(B_l) < 1 \quad (29)$$

Cette quantité (qui mesure le conflit entre les sources) est donc directement prise en compte dans la combinaison sous forme de facteur de normalisation. Elle représente la masse qui serait affectée à l'ensemble vide si l'on n'avait pas cette normalisation (équation 27). Il est important de prendre en compte cette valeur pour juger de la quantité de la combinaison : celle-ci peut ne pas avoir grand sens en cas de fort conflit et peut conduire à des décisions critiquables.

D'autres méthodes que la normalisation ont été proposées pour éliminer la masse sur l'ensemble vide. Par exemple, cette masse est affectée à D. Une méthode plus fine est proposé : par exemple si les éléments focaux A_1 et A_2 de deux sources sont en conflit ($A_1 \cap A_2 = \Phi$), alors le produit $m_1(A_1).m_2(A_2)$ est affectée à $m_1(A_1 \cup A_2)$. Cela suppose qu'au moins une des deux source est fiable mais qu'on ne sait pas laquelle, et la forme disjonctive du résultat est l'attitude la plus prudente.

Examinons maintenant les propriétés de la règle de combinaison. Elle est commutative et associative. La fonction de masse définie par :

$$m_0(D) = 1 \text{ et } \forall A \subset D, A \neq D, m_0(A) = 0 \quad (30)$$

est éléments neutre pour la combinaison. Cette masse représente une source complètement non informative, qui ne distingue aucun élément de D. Qu'elle ne joue aucun rôle dans la combinaison, correspond donc bien à l'intuition. La définition de cette fonction de masse remplace le principe d'indifférence utilisé en probabilités (équi-répartition des probabilités sur tous les éléments), et représente mieux l'absence d'information.

La loi (\oplus) n'est pas idempotente. Les valeurs les plus fortes sont renforcées et les plus faibles diminuées. Il est important également de noter que le conflit entre deux fonctions

de masse identiques est non nul, et qu'il est d'autant plus fort que la masse est répartie sur les singletons..

À l'origine, cette règle de combinaison était réputée applicable seulement sous l'hypothèse d'indépendance des sources. Il a été montré que la règle est encore applicable sans cette hypothèse, en s'appuyant sur l'analogie avec les ensembles fermés aléatoires de manière moins technique et plus philosophique, l'indépendance dans le cas des fonctions de croyance ne doit pas être compromise au sens statistique, mais dans un sens plus "cognitif". Imaginons par exemple des experts dont on veut combiner des opinions. Ils ne sont vraisemblablement pas indépendants statistiquement (s'ils sont experts du même domaine), mais on peut attendre d'eux qu'ils le soient cognitivement, c'est-à-dire que chacun se forge une opinion sans consulter les autres. C'est à ce type d'indépendance que s'applique la règle de DEMPSTER, ce qui se traduit par la non idempotence dans la règle, conduisant à un renforcement des fonctions de masse identiques. Sous hypothèses de dépendances, on souhaiterait au contraire avoir une règle idempotente. Nous reviendrons sur ces considérations dans la théorie des ensembles flous.

Lorsque les fonctions m , Bel et Pls sont des probabilités (c'est-à-dire lorsque les seuls éléments focaux sont des singletons), la loi de combinaison de DEMPSTER est cohérente avec les lois classiques des probabilités. Cela fait donc apparaître les probabilités comme la limite de la théorie des croyances lorsqu'il n'y a pas d'ambiguïté ni d'imprécision et que seule l'incertitude des données doit être prise en compte.

La règle de DEMPSTER a un comportement conjonctif, puisqu'elle donne des éléments focaux qui sont les intersections des éléments focaux des fonctions de masse initiales. Elle renforce donc la focalisation, et diminue la longueur des intervalles de confiance $[Bel(A), Pls(A)]$.

En pratique, le calcul de la combinaison s'effectue en établissant la table d'intersection des éléments focaux. Par exemple, si m_1 porte sur $d_1 \cup d_2$ (typiquement dans le cas d'une source qui n'est pas capable de différencier ces deux hypothèses) et d_3 , et m_2 sur d_1 et $d_2 \cup d_3$, les éléments focaux de $m_1 \oplus m_2$, ne sont plus que les singletons et l'ensemble vide. Cet exemple illustre comment la combinaison conjonctive réduit l'imprécision et résout (ou diminue en général) l'ambiguïté de chaque source.

Prenons maintenant le cas particulier d'une source qui donne une information certaine sur un sous-ensemble B de D. cette information se modélise de la manière suivante :

$$m_B(B) = 1 \quad \text{et} \quad \forall A \subset D, A \neq B, m_B(A) = 0 \quad (31)$$

Toutes les sources doivent alors être " conditionnées" par m_B , afin de prendre en compte que la vérité ne peut être que dans B. Le conditionnement se fait simplement en combinant une fonction de masse m avec m_B :

$$\forall A \subset D, (m \oplus m_B)(A) = \sum_{A=B \cap C} m(C) \quad (32)$$

qui s'écrit également :

$$\forall A \subset D, A \not\subset B, (m \oplus m_B)(A) = 0$$

$$\forall A \subset D, A \subset B, (m \oplus m_B)(A) = \sum_{X \subset B^c} m(A \cup X) \quad (33)$$

le conditionnement correspond au modèle de croyances transférables : la connaissance de B conduit à transférer toute la masse sur les sous-ensembles inclus dans B. Ainsi la croyance initialement affectée à un sous-ensemble $A=A_1 \cup A_2$ (avec $A_1 \subset B$ et $A_2 \subset B^c$) représentait le fait que la vérité pouvait être n'importe où dans A. La connaissance de B permet maintenant de préciser l'information et de réduire A à A_1 . En quelque sorte, la croyance diffusée dans A est concentré dans la seule parti qui est incluse dans B.

Dans le cas général, ainsi que le montre la formule 27, la combinaison est de complexité exponentielle. En pratique il est rare que tous les sous-ensembles de D soient à prendre en compte, et la complexité reste souvent plus raisonnable. Une complexité linéaire est obtenue si les masses sont modélisées selon la structure de Barnett, c'est-à-dire les éléments focaux de chaque source sont uniquement les singletons et les compléments des singletons. Cette structure est adaptée à des problèmes de reconnaissance des formes dans lesquelles chaque source est un détecteur qui permet de distinguer une classe contre toutes les autres. Mais elle n'est pas générale et ne s'applique pas aux sources qui nécessitent des éléments focaux qui soient des disjonctions quelconques.

5-3-4-4- Autres modes combinaison

D'autres modes de combinaison, tels que des modes disjonctifs ou de compromis, sont possibles, en remplaçant l'intersection dans la formule 27 par une autre opération ensembliste. Par exemple, une fusion disjonctive est obtenue en prenant la réunion :

$$\forall A \subset D, (m_1 \oplus_{\cup} m_2 \oplus_{\cup} \dots \oplus_{\cup} m_l)(A) = \sum_{B_1 \cup \dots \cup B_l = A} m_1(B_1).m_2(B_2).\dots.m_l(B_l) \quad (34)$$

Notons que cette combinaison ne peut pas faire apparaître de conflit. Elle élargie les éléments focaux et fournit donc une information moins précise que chacune des sources. Ce mode de fusion peut être intéressant quand on ne sait pas modéliser a priori les fiabilités des sources, leurs ambiguïtés et imprécisions. Par exemple, si une source est focalisée sur A et une autre sur B avec $A \cap B = \Phi$, une manière de ne pas lever le conflit est de conclure que la vérité est dans $A \cup B$, ce qui permet la fusion disjonctive.

5-3-4-5- Décision

Une fois calculées les fonctions de masse combinées, les fonctions de croyance et de plausibilité sont déduites par les équations (19) et (21). La dernière étape est celle de la décision, donc du choix d'un sous-ensemble de D maximisant un certain critère. Dans la suite, m, Bel et Pls désignent les fonctions de masse, de croyance et de plausibilité obtenues après combinaison.

Dans la théorie des fonctions de croyance, plusieurs règles de décision sont possibles, et la plupart sont appliquée au choix d'un singleton d_i :

-Le maximum de plausibilité :

$$d_i \text{ si } \text{Pls}(d_i) = \max \{ \text{Pls}(d_k), 1 \leq k \leq n \} \quad (35)$$

Cette règle étant optimale au sens de critères d'inspiration probabiliste pour des fonctions de masse dérivées de probabilités .

-Le maximum de crédibilité :

$$d_i \text{ si } \text{Bel}(d_i) = \max \{ \text{Bel}(d_k), 1 \leq k \leq n \} \quad (36)$$

Qui est équivalent au critère de maximum de plausibilité dans le cas où le résultat de la combinaison ne porte que sur les singletons .

-Le maximum de crédibilité sans recouvrement des intervalles de confiance (sans risque d'erreur).

$$d_i \text{ si } \text{Bel}(d_i) \geq \max \{ \text{Pls}(d_k), 1 \leq k \leq n, k \neq i \} \quad (37)$$

Cette dernière condition étant particulièrement stricte et pouvant ne conduire à aucune décision..

-Le maximum de crédibilité avec le rejet :

$$d_i \text{ si } \text{Bel}(d_i) = \max \{ \text{Bel}(d_k), 1 \leq k \leq n \} \text{ et } \text{Bel}(d_i) \geq \text{Bel}(\{d_i\}^c) \quad (38)$$

Qui exprime que la décision doit être suffisamment non ambiguë et que la condition sera vérifiée si la masse est très focalisée sur d_i .

-le maximum de probabilités pignistique : celle-ci étant définie par :

$$d_i \text{ si } \text{Bel}\{P(d_i)\} = \sum_{A \ni d_i} \frac{m(A)}{|A| \cdot (1 - m(\Phi))} \quad (39)$$

ou $|A|$ désigne le cardinal de A , qui permet de repasser à un contexte probabiliste souvent souhaité pour la prise de décision (ou le pari) ou pour associer cette décision à d'autres critères probabiliste, par exemple dans le cadre des champs de Markov pour des critères de régularisation spatiale.

Des règles mixtes ont également été proposées, dans lesquelles La plausibilité est utilisée pour certaines classes et la croyance dans d'autres. Cela permet de favoriser la détection des classes pour lesquelles on considère la plausibilité.

La décision peut également être prise en faveur d'une disjonction. Elle est alors imprécise, mais permet de prendre en compte des mélanges de classes ou des ambiguïtés subsistent après fusion. La décision permet également d'indiquer les éléments pour lesquels la fusion ne suffit pas à lever les ambiguïtés et donc de suggérer l'acquisition de nouvelles informations, ainsi que l'exploite la fusion active.

Enfin des règles de décision avec coût ont été proposées (26). Pour toute fonction f de D dans \mathbb{R} , les espérances inférieures et supérieures de f relativement à une fonction de croyance Bel , au sens de DEMPSTER, sont définies par :

$$\begin{aligned}
 E_{\bullet}(f) &= \sum_{A \subset D} m(A) \min_{d_i \in A} (f(d_i)) \\
 E^{\bullet}(f) &= \sum_{A \subset D} m(A) \max_{d_i \in A} (f(d_i))
 \end{aligned}
 \tag{40}$$

les règles de décision avec coût s'obtiennent alors en prenant pour f une fonction qui exprime le coût d'une action lorsque l'élément sur lequel porte la décision correspond à l'hypothèse d_i . Cette fonction de coût peut également être introduite dans une règle de décision avec coût probabiliste classique, en utilisant la probabilité pignistique. Ainsi la décision peut être optimiste si l'espérance inférieure est minimisée, ou intermédiaires si la probabilité pignistique est utilisée .

5-3-5- Fusion floue et possibiliste.

5-3-5-1- Modélisation

Parmi les techniques non probabilistes qui ont fait leur apparition depuis une dizaine d'années en fusion, la théorie des ensembles flous fournit un très bon outil pour représenter explicitement des informations imprécises, sous la forme de fonctions d'appartenance. La

mesure M_i^j prend alors la forme :

$$M_i^j = \mu_i^j \tag{41}$$

ou μ_i^j désigne par exemple la fonction d'appartenance caractérisant l'hypothèse (selon la source S_j).

Ces fonctions ne souffrent pas de contraintes axiomatiques imposées aux probabilités et offrent donc une plus grande souplesse lors de la modélisation. Elles permettent de représenter des informations de type et de sémantique variés (plausibilités, similarités, préférences...).

La théorie des possibilités, dérivée des ensembles flous, permet de représenter à la fois l'imprécision et l'incertitude, par l'intermédiaire de distributions de possibilités π sur un ensemble S et de deux fonctions caractérisant les événements : la possibilité Π et la nécessité N , définie à partir de la distribution de possibilité pour un événement $A \subset S$ par :

$$\begin{aligned}
 \Pi(A) &= \sup\{\pi(s), s \in A\} \\
 N(A) &= \inf\{1 - \pi(s), s \notin A\} = 1 - \Pi(A^c)
 \end{aligned}
 \tag{42}$$

ou A^c désigne le complémentaire de A (l'événement contraire).

On introduit parfois une contrainte de normalisation, plus faible que dans les probabilités :

$$\sup\{\pi(x), x \in S\} = 1 \quad (43)$$

Cette contrainte correspond à une hypothèse de monde clos dans lequel au moins un élément de S est complètement possible.

Une distribution de possibilité s'interprète comme une fonction donnant le degré de possibilités pour qu'une variable prenne la valeur s , S étant le domaine des valeurs de la variable. La distribution π s'interprète alors comme la fonction d'appartenance au sous-ensemble flou de S des valeurs possibles pour cette variable. Dans le cadre de la fusion, une application possible de cette théorie consiste à prendre $S = D$ (l'ensemble des hypothèses) et à définir la mesure M_i^j par :

$$M_i^j = \pi_j(d_i) \quad (44)$$

On définit ainsi une distribution de possibilité par source (et par élément sur lequel porte la décision). La possibilité et la nécessité pour une hypothèse d_i s'écrivent alors :

$$\Pi_j(\{d_i\}) = \pi_j(d_i) \quad (45)$$

$$N_j(\{d_i\}) = \inf\{1 - \pi_j(d_k), d_k \neq d_i\}$$

Pour un sous-ensemble quelconque A de D , la possibilité et la nécessité sont calculées d'après les formules (42).

Dans des problèmes de classification multi - sources, cette modélisation suppose que les classes sont nettes, alors que le modèle flou défini par l'équation 41 suppose que les classes sont floues.

5-3-5-2- Définition des fonctions d'appartenance ou des distribution de possibilité

La construction des fonctions d'appartenance ou distributions de possibilités peut être effectuée de plusieurs manières.

Dans la plupart des applications, cette construction est faite soit en s'inspirant directement des méthodes d'apprentissage probabiliste, soit par des heuristiques, soit par des méthodes

neuromimétiques permettant d'apprendre les paramètres de formes particulières de fonctions d'appartenance, soit enfin par la minimisation de critères de classification.

Décrivons maintenant les principales méthodes.

Une première méthode consiste à définir la fonction d'appartenance en fonction de mesures de caractéristiques extraites de la source (intensité, gradient, etc.). Ces fonctions sont souvent déterminées de manière supervisée, mais elles peuvent également être apprises, par exemple à partir d'algorithmes de classification automatique tels que les C- moyennes floues ou les C- moyennes probabilistes. L'inconvénient principal des C- moyennes floues est que les fonctions d'appartenance ont une forme contre intuitive : les valeurs d'appartenance à une classe ne sont pas décroissantes en fonction de la distance au centre de la classe. Ce problème est évité avec les C- moyennes possibilistes.

Dans le cas de variables linguistiques, les formes des fonctions d'appartenance et leurs paramètres sont souvent définis par l'utilisateur.

La construction de distributions de possibilités peut également être effectuée à partir d'un apprentissage probabiliste, puis par une transformation de probabilités en possibilité. Plusieurs méthodes ont été proposées pour cela. L'avantage essentiel par exemple en traitement d'images et que l'on dispose souvent d'informations statistiques, en particulier d'histogrammes, qui se prêtent bien à l'emploi de méthodes d'apprentissage statistiques. On obtient alors des distributions de probabilités p_k . Leur transformation en distributions de possibilités π_k (les deux distributions sont supposés discrètes, et $1 \leq k \leq K$) est effectuée en fonction des différents critères, tels que la préservation de l'ordre, des contraintes de normalisation, la conservation de l'incertain mesuré par l'entropie, la cohérence $p-\pi$, exprimée par :

$$\forall k, \pi_k \leq p_k \quad (46)$$

qui n'est pas très satisfaisante (une hypothèse peu probable peut être possible), ou :

$$\sum_{k=1}^K \pi_k \cdot p_k = c \quad (47)$$

ou c est une constante dans $[0, 1]$, ou encore une relation plus générale sur tous les sous-ensembles A :

$$N(A) \leq P(A) \leq \Pi(A) \quad (48)$$

D'autres méthodes cherchent à estimer directement les fonctions d'appartenance à partir de l'histogramme, afin d'optimiser des critères d'entropie, de minimum de spécificité et de cohérence.

Dans tous les cas, ces méthodes cherchent une ressemblance entre les histogrammes et les fonctions d'appartenance ou les distributions de possibilité, et ne prennent pas en compte les interprétations spécifiques au flou qui invalide certaines de ces ressemblances. Par exemple, les queues des histogrammes correspondent aux classes peu représentées, donc avec des valeurs qui peuvent être très faibles, même si les points concernés appartiennent bien aux classes correspondantes. La méthode proposée permet d'éviter ce problème grâce à un critère combinant la ressemblance des fonctions d'appartenance et de l'histogramme là où elle a un sens, et une forme a priori des fonctions correspondant à l'interprétation recherchée. Les paramètres des fonctions d'appartenance sont alors estimés pour optimiser ce critère, par une méthode de recuit simulé.

5-3-5-3- Combinaison

Un des intérêts de la théorie des ensembles flous et des possibilités, outre qu'elle impose peu de contraintes au niveau de la modélisation, est qu'elle offre une grande variété d'opérateurs de combinaison.

Une caractéristique importante, commune à toutes les théories, de ces opérateurs de combinaison est qu'ils fournissent un résultat de même nature que les fonctions de départ (. Propriétés de fermeture) et qui a donc la même interprétation en termes d'imprécisions et d'incertitudes. Ainsi, ils permettent de ne prendre aucune décision binaire partielle avant la combinaison, ce qui pourrait les conduire à des contradictions difficiles à lever. La décision n'est prise qu'en dernier lieu sur le résultat de la combinaison.

Dans la théorie des ensembles flous et des possibilités, de multiples modes de combinaison sont possibles. Parmi les principaux opérateurs on trouve en particulier les t- normes, les t- conormes, les moyennes, les sommes symétriques, et des opérateurs prenant en compte des mesures de conflit ou encore des fiabilités des sources. Nous allons maintenant discuter de la manière pour les choisir.

Le choix d'un opérateur peut se faire selon plusieurs critères pour la fusion de données. Un premier critère est le comportement de l'opérateur. Des comportements sévères, indulgents

ou prudents se traduisent sous forme mathématique de conjonction ou compromis. Soit x et y deux réels (dans $[0, 1]$) représentant les degrés d'appartenance ou de possibilité à combiner. La combinaison de x et y par un opérateur F est dite :

- conjonctive si $F(x,y) \leq \min(x,y)$ (correspondant à un comportement sévère)
- disjonctive si $F(x,y) \geq \min(x,y)$ (correspondant à un comportement indulgent)
- de compromis si $x \leq F(x,y) \leq y$ si $x \leq y$, et $y \leq F(x,y) \leq x$ sinon (correspondant à un comportement prudent)

5-3-5-4- Décision

La règle principalement utilisée en fusion floue est le maximum des degrés d'appartenance :

$$d_i \text{ si } \mu_i = \max\{\mu_k, 1 \leq k \leq n\} \quad (49)$$

où μ_k désigne la fonction d'appartenance résultant de la combinaison.

La qualité de la décision est mesurée essentiellement par seulement deux critères :

- le premier porte sur la netteté de la décision : le degré d'appartenance maximum (ou plus généralement celui correspondant à la décision) est comparé à un seuil, choisi selon les applications (et éventuellement selon l'opérateur de combinaison choisi).
- le deuxième porte sur le caractère discriminant de la décision, évalué par comparaison des deux valeurs les plus fortes.

Dans le cas où ces critères ne sont pas vérifiés, l'élément sur lequel porte la décision est placé dans une classe de rejet, ou reclassifié en fonction d'autres critères spatiaux.

CHAPITRE 6

MODELE DE FUSION FLOUE ET POSSIBILISTE

Pour notre application on va utiliser le modèle de fusion possibiliste présenté par le professeur DIDIER DUBOIS utilisant le raisonnement à base des cas et les similarités.

6-1-Modélisation

6-1-1-Raisonnement à base des cas (RBC)

Dans le RBC, on se remémore des expériences ayant des caractéristiques similaires. Se remémorer des décompositions complètes ou partielles de problèmes est une problématique différente. En examinant les définitions et les processus du RBC, nous nous positionnons par rapport à l'approche classique et nous introduisons un modèle du RBC adapté à nos objectifs.

6-1-1-1-Présentation: [LUC LAMONTAGNE ,2000]

a)-Introduction au RBC:

La plupart des personnes améliorent la résolution de problèmes par leur expérience. Elles résolvent difficilement de nouveaux problèmes mais plus rapidement des problèmes déjà rencontrés ou similaires. De plus, elles se souviennent des erreurs commises et évitent de les produire. C'est à partir de ces différentes constatations que des recherches en intelligence artificielle ont été entreprises, donnant naissance au raisonnement basé sur les cas. Améliorer la performance d'un système et le compléter sont en effet des besoins majeurs et des recherches en apprentissage symbolique automatique se sont développées dans ce but. Par ailleurs, le RBC apporte des réponses aux problèmes d'acquisition dans les systèmes à base de connaissances. En effet dans les domaines spécifiques, il est souvent plus aisé d'exprimer un ensemble de problèmes résolus que la théorie complète du domaine.

Le RBC est né d'une étude psychologique de l'élaboration de l'expérience humaine. Une théorie de la mémoire et de son organisation a été étudiée. SHANK propose une mémoire (conceptuelle) qui combine la mémoire sémantique, liée à la compréhension des phénomènes, et la mémoire épisodique qui stocke des épisodes et événements temporels. SHANK considère ainsi que la mémoire est uniquement dérivée de l'expérience. Il propose

une structure de la connaissance par les « MOP » (paquet d'organisation de la mémoire), un MOP étant un méta- scénario (une scène générique) instanciable par différentes situations vécues. D'autre part, il fait l'hypothèse que l'expérience s'acquiert par indexation de nouveaux épisodes à l'aide des cas précédents dans des catégories thématiques. Le RBC repose essentiellement sur l'hypothèse que les nouvelles expériences nous rappellent des cas ou événements passés, ces connaissances associées peuvent guider notre comportement. L'organisation de la mémoire et la gestion de celle-ci représentent en effet le caractère principal de l'intelligence et les mécanismes sous-tendant le RBC sont fortement inspirés des processus de la mémoire.

Le succès du RBC, notamment aux États-Unis, est dû au fait qu'il facilite l'acquisition des connaissances. Exprimer directement des cas résolus est plus naturel que d'essayer de dégager des règles ou des modèles de raisonnement génériques qui sont généralement difficilement exprimables car élaborés au fur et à mesure de l'expérience.

Il répond donc en partie au problème de l'acquisition des connaissances ou, face au goulot d'étranglement mis en évidence à la naissance des systèmes experts, de nombreuses voies de recherches ont été entreprises. Des méthodologies sous-tendant le processus d'acquisition ont vu le jour. Donnons pour exemple la méthodologie KADS qui a été élaboré dans le cadre d'un projet européen « ESPRIT »: elle se base sur la réutilisation et la combinaison de modèles génériques propres aux différents types de raisonnement dans des domaines différents. De même KOD est une méthodologie d'acquisition des connaissances développée au sein d'un groupe industriel. Elle est destinée à être utilisées par des cognitivistes, ses bases conceptuelles étant des notions linguistiques et anthropologiques. Il apparaît cependant que les méthodologies et les systèmes d'acquisition des connaissances seraient encore difficiles à utiliser et parfois lourds à mettre en oeuvre, d'où un nouvel intérêt pour les techniques RBC.

Un autre avantage principal du RBC est qu'il possède des facultés d'apprentissage de par son incrémentabilité. En outre, les systèmes développés, qu'ils soient sous forme de prototype, d'outil opérationnel dans les laboratoires de recherche ou, récemment, sous forme d'outil logiciel commercialisé, semblent plus efficaces et plus facilement maintenables.

b)-Définition et description du processus RBC:

Le RBC se définit par ses buts, mais aussi par les étapes qui le constituent. Le but principal est d'utiliser l'expérience acquise pour améliorer les performances du système. Mais il est possible aussi d'y voir un palliatif des mécanismes d'inférence existants qui peuvent s'avérer insuffisant. Christopher K RIESBECK propose la définition suivante: *Retrouver un cas antérieur dans la mémoire, tenter de déterminer sa pertinence et décider de ce qu'il y a à faire en fonction du cas extrait.* Mais cette définition ne nous semble pas suffisamment détaillée. CARBONNEL propose de manière plus détaillée une définition de la résolution de problèmes analogique:

La résolution de problèmes analogiques consiste à transférer des connaissances à partir des épisodes passés de résolution de problèmes aux nouveaux problèmes qui partagent des aspects significatifs avec l'expérience passée correspondante et à utiliser la connaissance transférée pour construire des solutions aux nouveaux problèmes.

Cette définition s'applique dans les travaux de recherche sur l'analogie, et ces derniers sont distincts des travaux RBC. En effet, l'analogie et le RBC sont souvent confondus, alors qu'en réalité, leur signification est bien distincte. La plupart des travaux en analogie se sont concentrés sur les analogies inter-domaines ou la relation entre des cas répertoriés et le nouveau cas est abstraite. Dans le RBC, l'accent est mis sur des cas intra-domaine ou une paire de cas se recouvrent sur beaucoup de caractéristiques dans un domaine bien particulier. De cette différence essentielle s'ensuivent des modifications tant au niveau de processus d'inférence liés à la mesure de similarités, qu'au niveau de la représentation des cas, qui peut être focalisée en RBC sur une modélisation particulière liée au domaine d'application.

D'autre part, La définition de CARBONNEL est liée à la résolution de problèmes, ce qui n'est pas forcément le cas en RBC. D'après KOLODNER, il existe deux types différents de système RBC: les solveurs de problèmes qui adaptent des solutions passées pour résoudre un nouveau problème et les systèmes utilisant les cas pour évaluer ou justifier une nouvelle situation. Ce dernier cas se retrouve par exemple dans le domaine de la justice ou une sentence doit faire référence à d'autres cas analogues déjà rencontrés.

Par exemple, le programme JUDGE travaille dans le domaine des sentences criminelles. Il modélise un jugement qui détermine les sentences pour les personnes soupçonnées de

crimes. L'entrée est une description du cas, incluant la charge, les événements qui ont eu lieu, et les statuts légaux vis-à-vis des crimes de cette nature (eg.. les différents niveaux d'emprisonnement permis et les conditions associées). Un nouveau crime est d'abord interprété en évaluant les événements importants, l'intentionnalité, la justification, etc.... Ensuite le cas interprété est utilisé pour retrouver des cas similaires dans la bibliothèque. Puis, la sentence stockée dans le cas extrait est adaptée au crime courant en renforçant ou allégeant la sentence selon la comparaison effectuée avec l'ancien crime. Dans ce domaine où le bon et le mauvais sont difficiles à déterminer, il est important d'être cohérent avec les anciens cas, d'où le terme de justification utilisée par KOLODNER .

La distinction résolution de problèmes / justification est cependant discutable, justifier une prise de décision ou une solution peut en effet être vu comme un problème en soi à résoudre, il s'agit donc aussi d'une sorte de résolution de problèmes. Pour proposer une définition adaptée au raisonnement par cas, nous garderons toutefois la différence entre résolution de problèmes et justification, qui sont distingués dans la plupart des écrits dans le domaine.

Une modification de la définition de CARBONNEL est proposé:

Le processus de raisonnement par cas consiste à retrouver des connaissances à partir d'épisodes passés dans un domaine particulier, connaissance qui partage des aspects significatifs avec l'expérience passée correspondante, et à utiliser les connaissances transférées pour construire des solutions aux nouveaux problèmes, pour justifier des solutions du domaine.

Dans le domaine du RBC, la modification d'une telle définition est dite modification de surface, puisqu'elle se base sur les différences existantes entre l'analogie et le RBC. Le processus de modification, encore appelé adaptation, est, s'il existe dans le système RBC, souvent basé sur des différences de surface et des règles à appliquer pour chacune des différences observées.

Ce type d'adaptation se retrouve par exemple dans le programme JUDGE. La sentence du cas extrait est adaptée au crime courant en renforçant ou allégeant la sentence selon la comparaison effectuée avec l'ancien crime. La phase d'adaptation, ou modification, correspond à une analyse différentielle comparant le cas courant avec les cas extraits de la mémoire. Les règles de modification des sentences sont cependant en nombre limité et sont

assez approximatives. Par exemple, si les crimes sont différents et si les mobiles sont identiques, la peine d'emprisonnement sera diminuée ou augmentée de 25 %. Il n'existe que six règles de même style ou la sentence est modifiée de 25,50, ou 75 %. Dans le RBC, une des hypothèses de base est que l'intelligence n'est pas forcément liée à une grande compréhension des phénomènes, mais plutôt à une certaine habileté à indexer les informations dans la mémoire de manière à les retrouver rapidement lorsque cela est nécessaire. Cette hypothèse se retrouve dans les différentes étapes qui définissent le processus RBC. Citons pour anecdote, l'exemple de RIESBECK, où un interlocuteur va chez la bibliothécaire et où il décrit précisément ce qu'il désire. La bibliothécaire a trois possibilités: indiquer ou chercher le livre, se rappeler un livre qu'elle a lu et qui correspond tout à fait aux besoins, ou encore indiquer un livre qu'elle n'a pas lu mais qui contient exactement ce qui est demandé. Si la bibliothécaire trouve exactement le bon livre, elle semble intelligente, mais en réalité, son intelligence consiste à traduire les données de l'interlocuteur dans le système d'étiquetage qu'elle s'est fabriquée, au fur et à mesure de son expérience, sur la connaissance de tous les livres.

La question se pose donc, la partie intelligente dans un système RBC n'est-elle liée qu'à la construction et la modification du système d'étiquetage ? Dans ce dernier cas, il est difficile d'affirmer qu'un système RBC est un système intelligent, car les systèmes d'indexation sont généralement introduits par le concepteur lui-même et les experts du domaine. Il existe cependant des systèmes RBC où le système d'indexation est introduit par le concepteur et se modifie automatiquement au fur et à mesure de l'expérience. Ces systèmes sont en fait régis par un « méta-système » d'indexation qui agit sur le système d'indexation, mais le « méta-système » a été aussi introduit par le concepteur...

c)-Étape du RBC

Le RBC ne se propose pas de répondre à ces questions et se définit plus simplement par les étapes qui le constituent. Les soucis fondamentaux des systèmes RBC ne sont pas de se dire intelligents, mais de construire des raccourcis de raisonnement, d'éviter de reproduire les erreurs passées, de fournir parfois des explications ou des justifications et de faciliter l'acquisition des connaissances. Il s'agit donc d'un souci d'efficacité et d'amélioration progressive du système, tant au niveau de sa complétude que de son efficacité.

Le RBC met en jeu les opérations de bases décrites ci-dessous.:

- Se rappeler les cas pertinents dans la mémoire en utilisant des caractéristiques du nouveau cas..
- À partir de la collection de cas retrouvés à l'étape 1, sélectionner le(s) cas le(s) plus prometteur(s) en utilisant des mesures de similarités.
- Construire une solution ou une interprétation pour le nouveau cas. Une solution est élaborée en adaptant des anciennes solutions.
- Tester et critiquer la sortie de l'étape précédente. Proposer des contres exemple hypothétique.
- Évaluer des résultats dans le monde réel et analyser ces résultats.
- Mettre à jour la mémoire en stockant le nouveau cas et les choix de critères permettant d'indexer le nouveau cas dans la mémoire. Cette étape est une étape d'acquisition de connaissances, il y a donc apprentissage et modification éventuelle du système d'indexage.

6-1-1-2- Composantes d'un système à base de cas

Un système RBC est une combinaison de processus et de connaissances ("knowledge containers") qui permettent de préserver et d'exploiter les expériences passées. On y note comme principaux processus la recherche ("retrieval"), l'adaptation ("reuse"), la maintenance ("retain") et l'authoring et comme structures de connaissances le vocabulaire d'indexation, la base de cas, les métriques de similarité et les connaissances d'adaptation.

a)- Processus

La recherche: cette phase permet de déterminer les cas de la base qui sont les plus similaires au problème à résoudre. La procédure de recherche est habituellement implantée par une sélection des plus proches voisins ("k-nearest neighbors") ou par la construction d'une structure de partitionnement obtenue par induction. L'approche des plus proches voisins utilise des métriques de similarité pour mesurer la correspondance entre chaque cas et le nouveau problème à résoudre. L'approche par induction génère un arbre qui répartit les cas selon différents attributs et qui permet de guider le processus de recherche.

L'adaptation: suite à la sélection de cas lors de la phase de recherche, le système RBC aide l'utilisateur à modifier et à réutiliser les solutions de ces cas pour résoudre son problème courant. En général, on retrouve deux approches pour l'adaptation de cas. Par l'adaptation structurelle, on obtient une nouvelle solution en modifiant des solutions antérieures et en

les réorientant afin de satisfaire le nouveau problème. Par l'adaptation dérivationnelle, on garde, pour chaque cas passé, une trace des étapes qui ont permis de générer la solution. Pour un nouveau problème, une nouvelle solution est générée en appliquant l'une de ces suites d'étapes.

Peu de systèmes RBC font de l'adaptation complètement automatique. Pour la plupart des systèmes, une intervention humaine est nécessaire pour générer partiellement ou complètement une solution à partir d'exemples. Le degré d'intervention humaine dépend des bénéfices en terme de qualité de solution que peut apporter l'automatisation de la phase d'adaptation.

Maintenance: durant le cycle de vie d'un système RBC, les concepteurs doivent préconiser certaines stratégies pour intégrer de nouvelles solutions dans la base de cas et pour modifier les structures du système RBC pour en optimiser les performances. Une stratégie simple est d'insérer tout nouveau cas dans la base. Mais d'autres stratégies visent à apporter des modifications à la structuration de la base de cas (e.g. indexation) pour en faciliter l'exploitation. On peut également altérer les cas en modifiant leurs attributs et leur importance relative. Cet aspect de recherche est actuellement l'un des plus actifs dans le domaine du RBC.

Authoring: ce processus, en amont des activités de résolution de problèmes du système RBC, supporte la construction initiale de la base de cas et des autres connaissances du système à partir de différentes ressources tels des documents, bases de données ou transcriptions d'interviews avec des praticiens du domaine. Ce processus, souvent effectué manuellement par le concepteur du système, se prête moins bien à l'automatisation car il nécessite une connaissance du cadre applicatif pour guider, entre autre, la sélection du vocabulaire d'indexation et la définition des métriques de similarités.

b)- Connaissances

Les différentes connaissances utilisées par un système CBR sont regroupées en quatre catégories ("knowledge containers"):

- *vocabulaire d'indexation*: un ensemble d'attributs ("features") qui caractérisent la description de problèmes et de solutions du domaine. Ces attributs sont utilisés pour construire la base de cas et jouent un rôle important lors de la phase de recherche.
- *base de cas*: l'ensemble des expériences structurées qui seront exploitées par

les phases de recherche, d'adaptation et de maintenance.

- *mesures de similarité*: des fonctions pour évaluer la similarité entre deux ou plusieurs cas. Ces mesures sont définies en fonction des index et sont utilisées pour la recherche dans la base de cas.

- *connaissances d'adaptation*: des heuristiques du domaine, habituellement sous forme de règles, permettant de modifier les solutions et d'évaluer leur applicabilité à de nouvelles situations.

6-2- Représentation de similarité [[DIDIER DUBOIS, HENRI PRADE.1998]

L'évaluation de la similarité entre deux descriptions de multiple-dispositif des cas est crucial dans le raisonnement à base de cas (RBC). Habituellement un degré global de similarité entre une description de deux cas de multiple-dispositif est obtenue en agrégeant des degrés de similarités concernant un dispositif.

Dans cette section nous présentons la notion des relations floues de similarité et nous étudions Les aspects de l'application d'une relation de similarité .

6-2-1-Relations floues de similarité

Le concept de la relation de similarité est essentiellement une généralisation du concept de la relation d'équivalence "(ZADEH, 1971). Une relation S de similarité est une relation floue binaire définie sur un ensemble U satisfaisant les trois propriétés suivantes

(i) $\forall u \in U, S(u, u) = 1$, (réflexivité)

(ii) $\forall u \in U, \forall v \in U, S(u, v) = S(v, u)$, (symétrie)

(iii) $\forall u \in U, \forall v \in U, \forall W \in U, S(u, v) * S(v, w) \leq S(u, w)$, (* transitivité)

là où * est une opération binaire définie sur [0.1] tels que :

$$0 * 0 = 0$$

$$0 * 1 = 0$$

$$1 * 0 = 0$$

$$1 * 1 = 1.$$

Les relations floues satisfaisant (i) et (ii) s'appellent souvent les relations de proximité.

L'opération ($*$) est habituellement une opération de t-norme, c.-à-d. ($*$) est une opération non décroissante sur [0,1] satisfaisant l'associativité, commutativité, 1 étant l'élément neutre et 0 étant un élément absorbant.

Parfois une propriété plus forte que la réflexivité est exigée pour des relations de similarité :

(i') $\forall u \in U, \forall v \in U, S(u, v) = 1$ si et seulement si $u = v$.

Les relations de similarité sont étroitement liées à l'idée de la distance.

Une autre raison se réfère spécifiquement aux mesures de similarité qui sont souvent utilisés dans le raisonnement à base de cas (RBC) est de faire une distinction tout à fait ordonnée entre ces éléments qui sont considérés semblable de ceux qui sont considérés différents au moyen de certains seuil. Comme un cas extrême considéré, sur l'ensemble de vrais nombres, la Relation de similarité non-floue définie comme :

$$S(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{si } |y - x| \leq \varepsilon \\ 0 & \text{autrement.} \end{cases}$$

6-2-2-Application des relations de similarité

Une question clé est le problème de l'application pratique des ces mesures de similarité .

Nous allons considérer les situations des dispositifs de valeurs numériques , en particulier nous considérons que ce dispositif est évalué sur les nombres. (il peut être prolongé quand le domaine des valeurs de dispositif est discret mais linéairement ordonnées).Pour cela nous considérons deux types d'applications:

- Le premier est donné au moyen d'une classe des nombres flous centrée sur 0. Ces nombres flous sont employés pour mesurer combien x est proche de y, en supposant que x est approximativement y si et seulement si $(x - y)$ est approximativement 0 et ceci est mesuré par un nombres flous L centré sur 0.
- Le second est donné au moyen d'une classe des nombres flous centré sur 1.Ces nombres flous sont employés pour mesurer combien x est proche de y en supposant que x est approximativement y si et seulement si (x/y) est approximativement 1.

D'après le premier type donné ci-dessus , une égalité approximative peut être modélisée comme une relation floue S de la forme :

$$S_L(x, y) = L |y - x|$$

qui dépend de la différence entre les valeurs du dispositif x et y. par exemple,

$$\forall x, \forall y, S(x, y) = \max\left(0, \min\left(1, \frac{\delta + \varepsilon - |x - y|}{\varepsilon}\right)\right) = \begin{cases} 1 & \text{si } |y - x| \leq \delta \\ 0 & \text{si } |y - x| \geq \delta + \varepsilon \\ \frac{\delta + \varepsilon - |x - y|}{\varepsilon} & \text{autrement} \end{cases}$$

où δ et ε sont les paramètres respectivement positifs et strictement positifs qui modulent l'égalité approximative, c.-à-d., nous considérons la famille des ensembles flous dont les fonctions d'appartenance sont définis dans la figure 6-1. Ces ensembles flous sont centrés sur 0 et $L(d) = L(-d)$ pour assurer la symétrie de la relation d'égalité approximative.

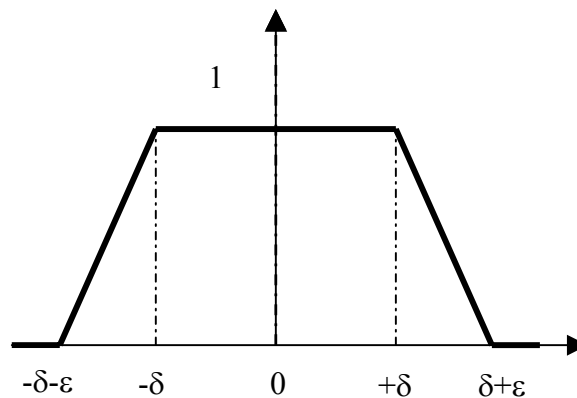


Figure 6.1-Relation de similarité centrée sur 0

Alors l'application exige seulement l'identification de deux seuils :

- i) δ qui détermine la limite supérieure de la différence entre x et y auxquels l'utilisateur est complètement indifférent.
- ii) $\delta + \varepsilon$ qui correspond à la limite inférieure de la différence pour laquelle l'utilisateur considère que les deux valeurs x et y ne sont pas du tout semblables.

6-3-Modèles du RBC basé sur les ensembles flous

Un cas est vu comme un ensemble de valeurs d'attribut, cet ensemble d'attributs étant divisés dans deux sous-ensembles non vides:

- le sous-ensemble d'attribut de la description des problèmes noté par Sp .
- le sous-ensemble d'attribut de la description des solution (résultats) noté par Tp .

.Ces sous-ensembles sont pris selon le problème que nous traitons .Un cas sera dénoté comme une paire (s,t) ou s et t représentent les éléments des ensembles complets des valeurs d'attribut de Sp et Tp respectivement .Afin d'appliquer un raisonnement à base de cas nous supposons que nous avons un ensemble fini M de cas connus ou de cas précédents, appelé base de cas ou mémoire (M est ainsi un ensemble de paires (s,t)), et une description du problème courant, dénotée par s_0 , pour lequel les valeurs de tous les attributs appartenant à Sp sont connues . Alors Le raisonnement à base de cas vise à extrapoler ou à estimer la valeur t_0 des attributs appartenant à Tp du problème courant.

Dans le raisonnement à base de cas le modèle est également supposé que les attributs appartenant à l'ensemble de résultats peuvent être connexes, d'une manière quelconque, aux attributs de la description du problème .Le but du raisonnement à base de cas est d'estimer la valeur de(s) l'attribut(s) des résultats du cas courant en tenant compte de la base des cas précédents de M . On peut procéder par plusieurs approches pour traiter ce problème .

Une première approche consiste à rechercher des similarités à l'intérieur de la mémoire des cas, par exemple, grouper les cas dans des classes, et établir alors des règles par induction qui peuvent être appliquées au problème courant s_0 . Cette approche est basée sur l'apprentissage (dont les étape d'apprentissage peuvent être développées indépendamment pour n'importe quel s_0 particulier, ou au contraire conditionné par la considération d'un s_0 particulier).

Dans la deuxième approche, le principe de base est que "les situations similaires donnent (ou peuvent donner) des résultats similaires " se tient. Par conséquent, une mesure de similarité entre les descriptions de problème sont nécessaire et supposée être indiquée

Une discussion plus systématique de modélisation et de l'utilisation du principe de raisonnement à base de cas, fondé sur l'hypothèse que la mesure de similarité entre les cas est définie par deux relations floues S et T définis sur l'ensemble d'attributs de description de problème et sur l'ensemble d'attributs de résultats respectivement. .

Exprimé en termes des relations floues S et T, le principe de raisonnement à base de cas implicite peut être exprimé par la règle suivante :

« plus les attributs de description de problème dans le sens de S sont similaires, plus les attributs de résultats dans le sens de T sont similaires ».

Un problème dans le cadre de notre modèle de raisonnement à base de cas sera dénoté par les 4 éléments (M, S, T, s_0) où M représente une base de cas ou une mémoire, S et T représentent les relations de similarité et s_0 représente le cas courant. Le but du raisonnement à base de cas est d'estimer les résultats t_0 correspondant au problème courant s_0 .

Dans ce chapitre nous allons aborder les problèmes de base de cas *déterministes* (M, S, T, s_0) et les problèmes *non-déterministes* (où seulement une forme plus faible du principe concluant seulement sur *la possibilité* que les attributs de résultats sont similaires, peut être employée).

6-3-1 - Un cadre d'ensemble flou pour le raisonnement à base de cas et la décision

Les règles floues fournissent un outil pour modéliser les expressions ci-dessus du principe de raisonnement à base de Cas implicite. Nous allons d'abord considérer la situation déterministe.

6-3-1-1 - Problèmes Déterministes

Dans le cas déterministe, le principe est censé exprimer que "plus s_1 est similaire à s_2 , plus t_1 est similaire à t_2 " où (s_1, t_1) et (s_2, t_2) sont des cas de M. Cela peut être modélisé par la contrainte

$$\forall (s_1, t_1), (s_2, t_2) \in M, S(s_1, s_2) \leq T(t_1, t_2) \quad (1)$$

là où S et T sont les relations floues de proximité (elles s'étendent sur [0,1]). S et T sont censés être :

- Symétriques ($\forall s_1, s_2, t_1, t_2 \ S(s_1, s_2) = S(s_2, s_1), T(t_1, t_2) = T(t_2, t_1)$)
- Réfléchies ($\forall s_1, t_1 \ S(s_1, s_1) = 1, T(t_1, t_1) = 1$).

Il faut noter que (1) devrait être comprise de la façon suivante : la similarité de s_1 et de s_2 contraint la similarité de t_1 et de t_2 à un niveau minimum, c.-à-d., $S(s_1, s_2)$ est une limite inférieure de $T(t_1, t_2)$. En particulier si $S(s_1, s_2) = 1$ alors $T(t_1, t_2)$ est 1 également. L'expression (1) correspond à la représentation d'une règle progressive. En particulier,

$\forall \alpha \in [0,1]$, nous avons

$$(s_1, s_2) \in S_\alpha \Rightarrow (t_1, t_2) \in T_\alpha \quad (2)$$

où $S_\alpha = \{(s, s'), S(s, s') \geq \alpha\}$ et α est le seuil de S et de T α est pareillement définie .

Donc (2) exprime que quand s_1 et s_2 sont étroits, t_1 et t_2 devrait être au moins étroits. Clairement, quand $S(s_1, s_2) = 0$, $T(t_1, t_2)$ n'est plus contraint. D'ailleurs, si T est tel que $T(t_1, t_2) = 1 \Leftrightarrow T_1 = T_2$ (la propriété de séparation de T), alors la fonction de dépendance classique :

$$s_1 = s_2 \Rightarrow t_1 = t_2 \quad (3)$$

C'est une conséquence de (1) ou (2) en utilisant la réflexivité de S . La Contrainte (1) est alors clairement plus forte que (3). Nous supposons toujours que T est séparatrice dans des problèmes déterministes (c.-à-d., si M est conforme à la version forte du principe de raisonnement à base de cas .La contrainte (1) peut être en effet vue comme un type particulier de fonction de dépendance floue quand on prend souvent comme hypothèse la propriété de séparation de T .

Examinons maintenant comment (1) est employé dans le processus d'inférence des base de cas .Soit $(s, t) \in M$, prenons pour situation actuelle s_0

$$S(s, s_0) \leq T(t, t_0)$$

où t_0 est inconnu. Ainsi, la contrainte définit un ensemble de valeurs possibles pour t_0 , à savoir :

$$\{t_0, S(s, s_0) \leq T(t, t_0)\}.$$

Puisqu' elle s'applique pour $(s, t) \in M$, nous obtenons l'ensemble E de valeurs possibles pour t_0 :

$$E = \bigcap_{(s, t) \in M} \{t' \in T \text{ tq } (S(s, s_0) \leq T(t, t'))\} \quad (4)$$

Ces règles sont obtenues que pour chaque $(s, t) \in M$, les valeurs de s appartenant à S_p les plus similaires (dans le sens de S) on a les valeurs de t appartenant à T_p les plus similaires (dans le sens de T) qui peut être formalisée que : $\forall (s, t) \in M, \forall s', \forall t', S(s, s') \leq T(t, t')$.

La cohérence de cette ensemble de règle est équivalente à la condition :

$$\forall \alpha \in [0,1], \bigcap_{(s,t) \in M} (S(s))_\alpha \neq \Phi \Rightarrow \bigcap_{(s,t) \in M} (T(t))_\alpha \neq \Phi \quad (5)$$

6-3-1-2 - Problèmes Non-Déterministes

Clairement, si nous voulons appliquer le principe exprimé par (1), la base de cas M devrait satisfaire (1) pour n'importe quelle paire de cas (s_1, t_1) et (s_2, t_2) , et satisfait même (5) si nous voulons avoir toujours E non vide. Cette condition peut être considérée trop forte dans quelques applications pratiques lorsque M peut par exemple simultanément inclure des cas (s, t) et (s, t') avec $t \neq t'$, qui viole (3), et ainsi (1). Dans ce cas, nous suggérons d'employer une version plus faible du principe de raisonnement à base de cas déclarant que "plus s_1 et s_2 sont similaires, plus il est possible que t_1 et t_2 soient similaires". L'expression formelle de ce principe exige de clarifier la signification prévue de 'possible' dans cette règle ; ceci sera fait dans le prochain paragraphe. Une règle de dépendance floue non déterministe est ainsi de la forme que "plus s est similaire s_0 (dans le sens de S), plus la similarité de t et t_0 est possible (dans le sens de T)". Il devrait préciser que cette règle conclut seulement sur la possibilité de t_0 étant similaire à t . que ceci reconnaît le fait que, souvent dans la pratique, une base de données peut contenir des cas qui sont plutôt semblable en ce qui concerne les attributs de description de problème, mais qui sont raisonnablement distincts en ce qui concerne les attributs des résultats. Ceci souligne que le raisonnement à base de cas peut seulement mener à des conclusions prudentes.

Les règles de la forme que "plus X est A, plus il est possible que Y soit B" correspondent à un genre particulier de règles floues appelées "règle de possibilité" (Dubois et Prade, 1996). Ils expriment que "plus X est A, plus il est possible que B est une gamme pour Y", qui peut être compris en tant que " $\forall u$, si $X = u$, il est possible au moins au degré $A(u)$ que Y se situe à B". Quand B est un sous-ensemble ordinaire, il exprime clairement que :

- i) si $v \in B$, v est possible à Y au moins au niveau de $A(u)$ si $X = u$.
- ii) si $v \notin B$, rien n'est dit au sujet du niveau minimum de possibilité de la valeur v pour Y.

Cela mène à la contrainte suivante sur la distribution de possibilité conditionnelle $\pi_{Y|X}$ représentant la règle (où des évaluations de $\pi_{Y|X}(v, u)$ dans la mesure où $Y = v$ est possible quand $X = u$), à savoir :

$$\pi_{Y|X}(v, u) \geq A(u), \text{ si } v \in B$$

$$\pi_{Y/X}(v,u) \geq 0, \text{ si } v \notin B$$

Quand A et B sont les ensembles flous on a :

$$\forall u \in U, \forall v \in V, \min(A(u), B(v)) \leq \pi_{Y/X}(v,u) \quad (6)$$

Ceci donne clairement en arrière l'expression ci-dessus quand $B(v) \in \{0,1\}$

puisque'on applique le principe " plus s et s₀ sont similaires (dans le sens S), plus il est possible que t et t₀ soient similaires (dans le sens T)", l' ensemble flou des valeurs possibles t' pour t₀ est donné par :

$$\pi_{t_0}(t') \geq \min(S(s,s_0), T(t,t')) \quad (7)$$

Puisque (7) s'applique à toutes les paires (s,t) ∈ M, nous obtenons l'ensemble flou E de valeurs possibles t' pour t₀

$$(E(t') = \pi_{t_0}(t')) \quad E(t') = \max_{(s,t) \in M} \min(S(s,s_0), T(t,t')) \quad (8)$$

Noter que si T est réduite à l'égalité ordinaire, (7) donne :

$$E(t) = \max_{(s,t) \in M} S(s,s_0) \quad (9)$$

c .-à d .que toutes les valeurs possible comme valeur pour t₀, quand le cas (s,t) existe dans la mémoire M tels que s et s₀ sont plus similaire (dans le sens de S).

6-4-Prévision basée sur la théorie des possibilités

6-4-1-Introduction

Le raisonnement basé sur l'exemple se rapporte à une classe des méthodes qui se servent des techniques spéciales de la représentation à base de cas de la connaissance et inférence à base de similarité. Des exemples bien connus incluent le classificateur du voisin le plus proche simple (DASARATHY 1991), les algorithmes d'étude basés sur l'exemple (AHA *et* AL 1991), et le raisonnement à base de cas (AAMODT et PLAZA 1994). L'inférence dans ces méthodes est généralement réalisée en extrapolant l'information fournie par des cas observés, basés sur un certain genre de prétention de proximité ou de représentativité. Typiquement, le concept de la similarité (la distance) joue un rôle crucial dans le processus d'inférence. Dans le raisonnement à base de cas (RBC). La résolution des problèmes procède à partir de la prétention que "les problèmes semblables ont des solutions

semblables." . Ce type de prétention de proximité plus tard désigné sous le nom de l'hypothèse de SBR, où SBR représente le raisonnement à base de similarité.

En cet section, nous formalisons l'hypothèse de SBR et le principe relatif d'inférence dans le cadre des règles floues et du raisonnement approximatif des ensembles flous .Notre approche peut être vue comme une version possibilistique du principe du voisin le plus proche et fournit ainsi la base pour des prolongements correspondants de l'étude basée sur l'exemple et du raisonnement à base de cas. Il y a plusieurs motivations pour combiner SBR et les techniques de modélisation et de raisonnements des ensembles flous (YAGER 1997), et particulièrement l'utilisation des règles floues dans le contexte de SBR (DUBOIS *et AL.* 1998). En particulier, la notion *de la* similarité, qui se trouve au cœur de SBR, est également fortement liée à la théorie des ensembles flous puisque les fonctions d'appartenances sont les éléments. de pression dans le noyau des ensembles flous. D'ailleurs, la théorie de possibilité basée sur les ensembles flous fournit un outil pour modéliser et traiter l'incertitude ,en liaison avec SBR, cet aspect semble être d'importance spéciale si on réalise le caractère heuristique de ce type de méthode de raisonnement (HULLERMEIER 1999).

Ce modèle se sert des règles de possibilité, un type spécial de règles floues, afin de formaliser l'hypothèse de SBR.

6-4-2-Le Cadre de base

Un cas est un tuple $(s, t) \in C = S_p \times T_p$ se composant *d'une situation* $s \in S_p$ et d'un résultat associé $t \in T_p$ qui peut être un objet arbitrairement complexe, pas nécessairement représenté par un ensemble de valeurs numériques d'attribut. Nous ne supposons pas qu'une situation détermine des résultats uniques ,ce qui seraient trop restrictifs pour certaines applications. C'est-à-dire, des cas (s, t) et (s, t') pourraient être produits tels que $t \neq t'$. Soit $\varphi \subset S_p \times T_p$ la classe des observations potentielles. Ainsi , un cas est toujours un élément de la relation φ .

On suppose que les données sont sous forme de mémoire des cas précédents.

$$M = \{(s_1, t_1), (s_2, t_2), \dots, (s_n, t_n)\}$$

La similarité des résultats des situations respectives est indiquée au moyen de relations de similarité, où L est une échelle *ordinaire* dont l'élément (inférieur) supérieur 1 (0) correspondant pour accomplir la (dis)similarité.

Notre but est l'exécution de la tâche de prévision, à savoir la prévision *du résultat* $t_0 \in Tp$ liés à une nouvelle situation $s_0 \in Sp$. À cet effet, nous caractériserons *la possibilité* du candidat $t \in Tp$ au moyen de la distribution de possibilité π_T sur Tp . La relation φ peut être considéré comme concept et, par conséquent, la prévision basée sur l'exemple peut être moulée dans le cadre de l'étude de concept. En fait, notre point de départ est une approximation possibilistique inférieure de φ , c.-à-d., la distribution de possibilité π_C , où $\pi_C(s, t)$ est considérée comme limite inférieure de la possibilité des $(s, t) \in \varphi$. Par exemple, $\pi_C(s, t) = 1$ signifie que (s, t) appartient certainement à φ , tandis que $\pi_C(s, t) = 0$ indique que l'appartenance de (s, t) à φ ne pouvant être garantie du tout. Plus généralement, un degré de possibilité $\pi_C(s, t)$ reflète l'ampleur de l'évidence de l'appartenance de $(s, t) \in \varphi$. Ici, l'évidence signifie l'observation des cas similaires appartenant à φ .

6-4-3-Extrapolation Possibilistique des cas

6-4-3-1-Règles de Possibilité

Les règles floues fournissent des spécifications locales, approximatives entre les variables X et Y s'échelonnant sur les domaines DX et DY , respectivement (Dubois et Prade 1996). Elles sont généralement exprimées sous la forme "si X est A alors Y est B ," où A et B sont des ensembles flous liés aux étiquettes symboliques et modélés au moyen de fonctions d'appartenance sur DX et DY respectivement.

Une règle de possibilité impliquant les ensembles flous A et B , est un type spécial de règle floue qui correspond "plus X est A , plus B est une possible gamme de Y ." Plus précisément, elle peut être interprétée comme une collection de règles "si $X = x$, il est possible au moins au degré $A(x)$ que B est une gamme de Y ." La signification prévue de ce genre de règle de qualification est modélée par la contrainte suivante qui garantit une certaine limite inférieure à la possibilité, $\pi(x, y)$, tel que (x, y) sont des éléments admissible de (X, Y) :

$$\pi(x,y) = \min \{A(x), B(y)\} \quad (2)$$

Comme proposé la modélisation basée sur les règles entre X et Y , ces variables jouent souvent le rôle d'une entrée et d'un résultat, respectivement, et on s'intéresse sur les valeurs possibles de Y pour des valeurs de X données. Soit $\pi(y | x) = \pi(x, y)$, la contrainte (2) peut également être considérée comme limite inférieure à une distribution de possibilité conditionnelle. C'est-à-dire, pour la valeur $X = x$, la possibilité pour que $Y = y$ soit une limite inférieure par $\pi(x, y)$ selon (2).

6-4-3-2-Formalisation de l'hypothèse de SBR

Une idée fondamentale de l'approche discutée en cette section est d'employer une règle de possibilité comme défini ci-dessus afin de formaliser l'hypothèse de SBR. En fait, interprétant X et Y comme degrés de similarité entre deux situations et deux résultats, respectivement, et A et B en tant qu'ensembles flous de larges degrés de similarité (avec des fonctions d'appartenances strictement croissantes) on a la version suivante de l'hypothèse de SBR : "plus les deux situations sont similaires, plus il est *plus possible* que les résultats correspondants sont similaires" (DUBOIS *et AL.* 1998). Noter que cette formalisation tient compte de la nature heuristique de l'hypothèse de SBR. En fait, elle n'impose pas une contrainte déterministe, mais conclut seulement sur *la possibilité* des résultats similaires.

Dans le sens du principe ci-dessus, un cas observé $(s_1, t_1) \in M$ peut être qualifié similaire au cas (s, t) en tant qu'étant possible si :

$$\pi(s, t) \geq \min \{ \sigma_S(s, t_1), \sigma_R(t, t_1) \}$$

Ce qui induit la limite inférieure de la possibilité pour que $(s, t) \in \Phi$.

Cela peut être généralisé pour tous les cas observés dans M :

$$\pi_c(s, t) = \max_{1 \leq i \leq n} \min \{ \sigma_S(s, s_i), \sigma_R(t, t_i) \}$$

Donc l'ensemble des valeurs possibles pour un résultat t_0 du problème s_0 est défini par :

$$E(t_0) = \max_{(s,t) \in M} (\sigma_S(s, s_i))$$

C'est ce qu'on va appliquer dans le chapitre suivant.

CHAPITRE 7

APPLICATION A LA PREVISION METEOROLOGIQUE

7-1 : Base de données des observations météo d'aéroport

Des observations météorologiques d'aéroport (METAR) sont effectuées pour tous les aéroports principaux à chaque heure. Notre base de données se compose des archives de METAR de l'aéroport Houari Boumediene (DAAG) recueillis du centre météorologique d'aérodrome (CMA) de l'aéroport Houari Boumediene entre le premier juin 2004 et fin Novembre 2004.

Notre but est d'effectuer des prévisions météorologiques d'aérodrome portant sur les paramètres suivants :

- La pression atmosphérique en (hecto-pascal).
- La température ambiante en (degrés Celsius).
- La température de rosée (degrés Celsius).
- La direction du vent en degrés par rapport au nord vrai.
- La vitesse du vent en mètre par seconde.
- La visibilité en kilomètre.

Ces paramètres sont très importants pour le pilote en cas de décollage ou d'atterrissage.

7-2 – Algorithme de calcul de prévision et présentation des résultats

Pour concevoir un algorithme de prévision, la méthode qu'on va suivre est celle exposée dans le chapitre précédent, c'est à dire la fusion de donnée possibiliste et pour cela on va suivre Les étapes suivantes.

- 1)-modélisation par la méthode du raisonnement à base de cas.
- 2)-Calcul des similarités entre le cas inconnu et les différents cas connus appartenant à la mémoire de base M.
- 3)-Fuzzification de ces similarités.
- 4)-Calcul des possibilités.
- 5)-Défuzzification en utilisant la méthode du barycentre et calculer les paramètres à prévoir pour l'heure h
- 6)-Comparaison des résultats obtenus avec les observations pour cette heure h

7-2-1 :Modélisation

La modélisation des données va être effectuée selon deux approches différentes :

Première approche :

- a) On va prendre les observations d'une heure **h** comme étant un cas. Autrement dit pour un mois **m**, un jour **d** et une heure **h** on a les observations de la pression, de la température, de la température de rosée, de la direction du vent, de la vitesse du vent et de la visibilité, donc on peut représenter les cas de notre base de cas ou mémoire de base M par la figure-7-1-

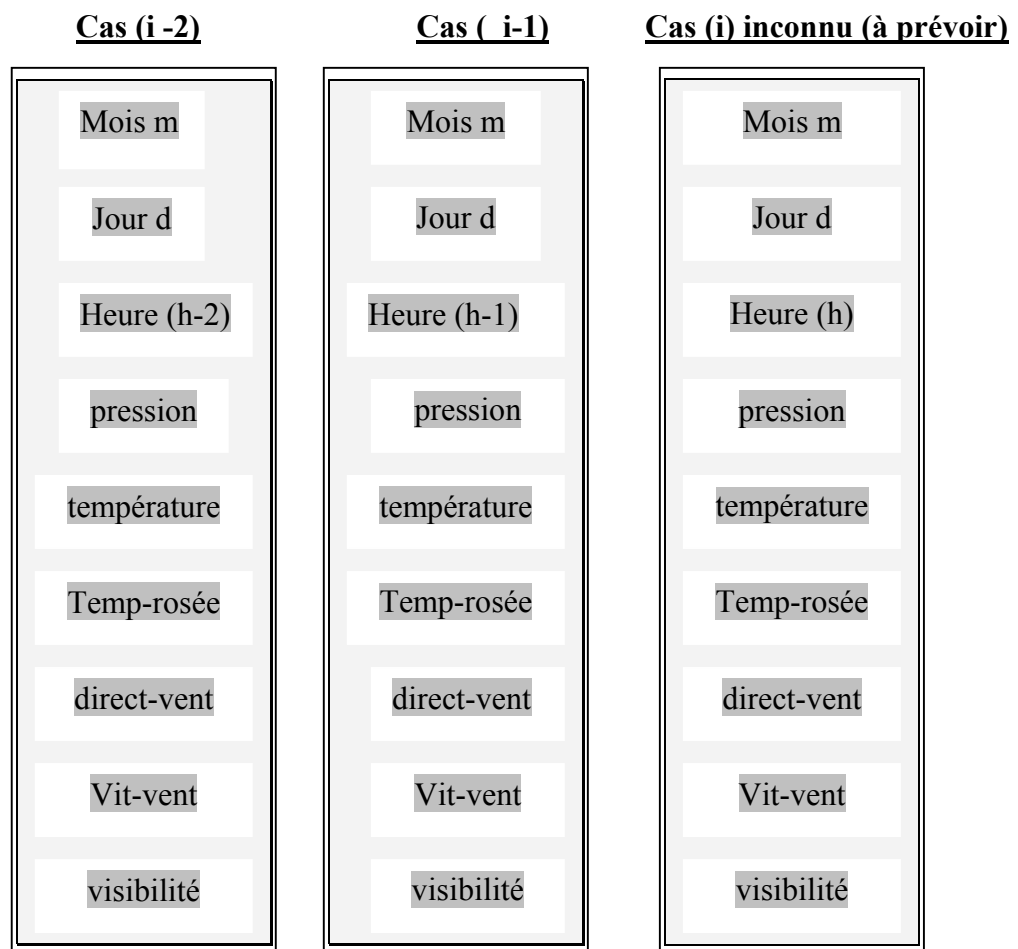


Figure 7-1-Représentation des cas dans la mémoire de base M.

On remarque que pour les cas (i-1) et (i-2) les paramètres météorologiques sont connus par les observations tandis que pour les cas (i), (i+1) jusqu'à la fin du jour (h=23heures) les paramètres météorologiques ne sont pas connus et c'est là où on doit intervenir pour faire notre prévision.

Deuxième approche

On va prendre les observations d'un jour **d** comme étant un cas. Autrement dit pour un mois **m**, un jour **d** on a les observations de la pression, de la température, de la température de rosée, de la direction du vent, de la vitesse du vent et de la visibilité pour chaque heure **h** variant de zéro (0) à 23 heures, donc on peut représenter les cas de notre base de cas ou mémoire de base M' par la figure-7-2a- et figure-7-2b-

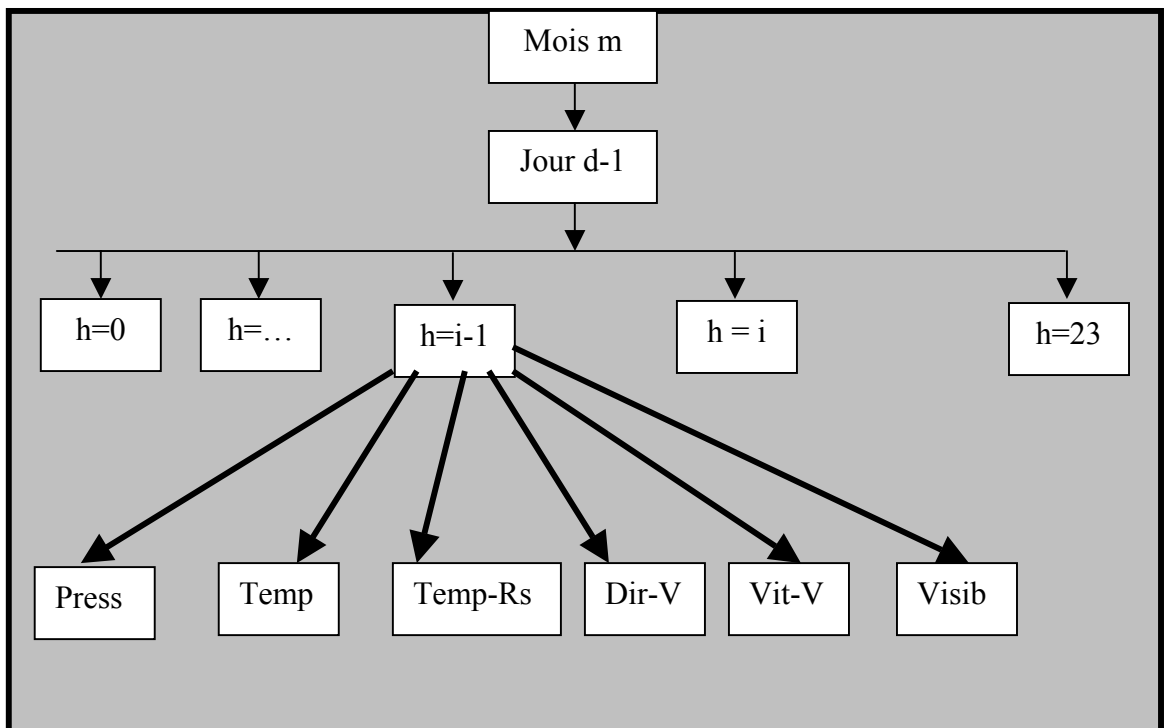


Figure-7-2a-

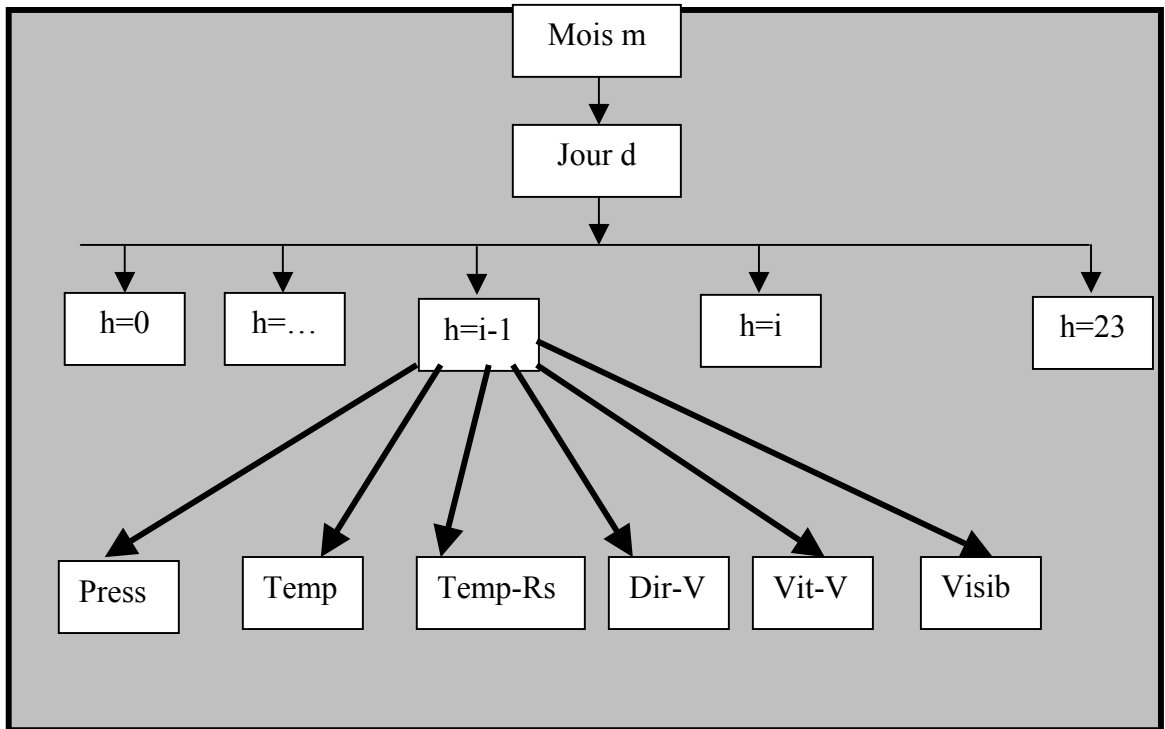


Figure-7-2b-

On remarque que pour la figure-2a- tous les paramètres météorologiques sont connus pour toutes les heures (de 0 heure à 23 heures) tandis que pour la figure-2b- les paramètres ne sont connus que pour les (i-1) premières heures (de $h=0$ à $h=i-1$), alors à partir de l'heure i à l'heure 23 (de $h=i$ à $h=23$) les paramètres sont inconnus et là ou on doit faire des prévisions.

7-2-2 :Calcul des similarités

-Selon la première approche :

Supposons qu'on veut faire des prévisions pour l'heure $h = i$ du jour d du mois m . Soit E le vecteur définissant les similarités entre le cas (i) et les cas $(i-j)$ avec i étant l'heure h ou l'on doit faire les prévisions et j variant de (1) à (n) tel que n est le nombre de cas qui précèdent le cas (i) dans notre mémoire de base on a :

- $E_P(i, j) = |P(i) - P(i-j)|$ pour la pression P
- $E_T(i, j) = |T(i) - T(i-j)|$ pour la température T
- $E_{TR}(i, j) = |T_R(i) - T_R(i-j)|$ pour la température de rosé T_R

- $E_{Dv}(i, j) = |Dv(i) - Dv(i-j)|$ pour la direction du vent Dv
- $E_V(i, j) = |V(i) - V(i-j)|$ pour la vitesse du vent V
- $E_{Vs}(i, j) = |Vs(i) - Vs(i-j)|$ pour la visibilité Vs

Donc pour chaque valeur de j on va obtenir un vecteur $E(i, j)$ tel que :

$$E(i, j) = (E_P(i, j), E_T(i, j), E_{TR}(i, j), E_{Dv}(i, j), E_V(i, j), E_{Vs}(i, j))$$

Ce qui donnera n vecteurs .

-Selon la deuxième approche :

Le problème est toujours le même c'est à dire faire des prévisions pour l'heure **h** du jour **d** du mois **m**. Puisque le cas est défini comme étant les observations horaires d'une journée.

- Soit **j** variant de zéro (0) à ($i-1$) le nombre d'heure précédant l'heure **h = i** à l'intérieur du cas **d** .
- Soit **n** variant de un (1) au nombre de cas précédant le cas **d** dans notre mémoire de base.

On va calculer les similarités entre les cas (**d**) et (**d-n**) pour tous les paramètres à l'intérieur du cas (**d**) et les cas (**d-n**) . On obtiendra :

- $E_P((d-n), (i-j)) = |P(d, (i-j)) - P((d-n), (i-j))|$ pour la pression P
- $E_T((d-n), (i-j)) = |T(d, (i-j)) - T((d-n), (i-j))|$ pour la température T
- $E_{TR}((d-n), (i-j)) = |T_R(d, (i-j)) - T_R((d-n), (i-j))|$ pour la température de rosé T_R
- $E_{Dv}((d-n), (i-j)) = |Dv(d, (i-j)) - Dv((d-n), (i-j))|$ pour la direction du vent Dv
- $E_V((d-n), (i-j)) = |V(d, (i-j)) - V((d-n), (i-j))|$ pour la vitesse du vent V
- $E_{Vs}((d-n), (i-j)) = |Vs(d, (i-j)) - Vs((d-n), (i-j))|$ pour la visibilité Vs

Pour chaque valeur de n on obtiendra une matrice de la forme :

$E_P((d-n),0)$	$E_T((d-n),0)$	$E_{TR}((d-n),0)$	$E_{DV}((d-n),0)$	$E_V((d-n),0)$	$E_{Vs}((d-n),0)$
$E_P((d-n),1)$	$E_T((d-n),1)$	$E_{TR}((d-n),1)$	$E_{DV}((d-n),1)$	$E_V((d-n),1)$	$E_{Vs}((d-n),1)$
.....
.....
.....
.....
.....
.....
$E_P((d-n),(i-j))$	$E_T((d-n),(i-j))$	$E_{TR}((d-n),(i-j))$	$E_{DV}((d-n),(i-j))$	$E_V((d-n),(i-j))$	$E_{Vs}((d-n),(i-j))$
.....
.....
.....
.....
.....
.....
.....
$E_P((d-n),(i-1))$	$E_T((d-n),(i-1))$	$E_{TR}((d-n),(i-1))$	$E_{DV}((d-n),(i-1))$	$E_V((d-n),(i-1))$	$E_{Vs}((d-n),(i-1))$
$E_P((d-n),(i))$	$E_T((d-n),(i))$	$E_{TR}((d-n),(i))$	$E_{DV}((d-n),(i))$	$E_V((d-n),(i))$	$E_{Vs}((d-n),(i))$

On va obtenir n matrices de (i) lignes et un nombre de colonnes égal au nombre de Paramètres à prévoir.

7-2-3 : Fuzzification des similarités.

Une fois les similarités calculées ,vient l'étape de la fuzzification qui est l'étape cruciale, et pour cela on a choisi des fonctions d'appartenance symétriques et centrées sur zéro (0) comme exposée dans le chapitre précédent qui sera de la forme :

$$\forall x, \forall y, S(x, y) = \max(0, \min(1, \frac{b-|x-y|}{a})) = \begin{cases} 1 & \text{si } |y - x| \leq a \\ 0 & \text{si } |y - x| \geq b \\ \frac{b-|x-y|}{a} & \text{autrement} \end{cases}$$

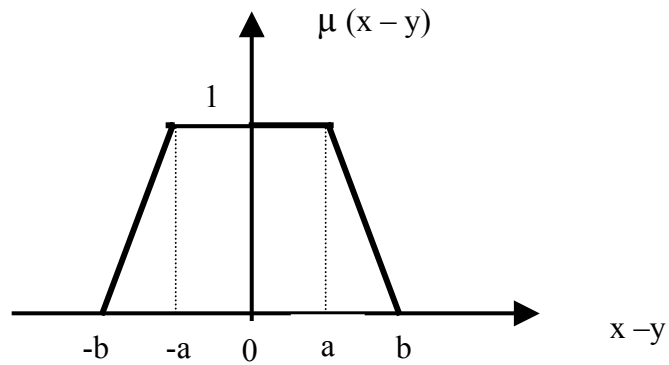


Figure 7.3-Fonction d'appartenance pour la pression,
La température ,la température de rosée,
La vitesse du vent et la visibilité.

Le choix des valeurs de a et b se fait en fonction des données.

Pour la pression :

On choisi a = 0.01 et b = 1

Pour la température :

On choisi a = 0. 1 et b = 1

Pour la température de rosée :

On choisi a = 0.5 et b = 2

Pour la vitesse du vent :

On choisi a = 0. 5 et b = 2

Pour la visibilité :

On choisi a = 2 et b = 10

Pour la direction du vent on a choisi une fonction d'appartenance du type :

$$f(x, a, b) = \frac{1}{1 + e^{a(x+b)}} - \frac{1}{1 + e^{-a(x-b)}}$$

Avec $a = 5$ et $b = 40$

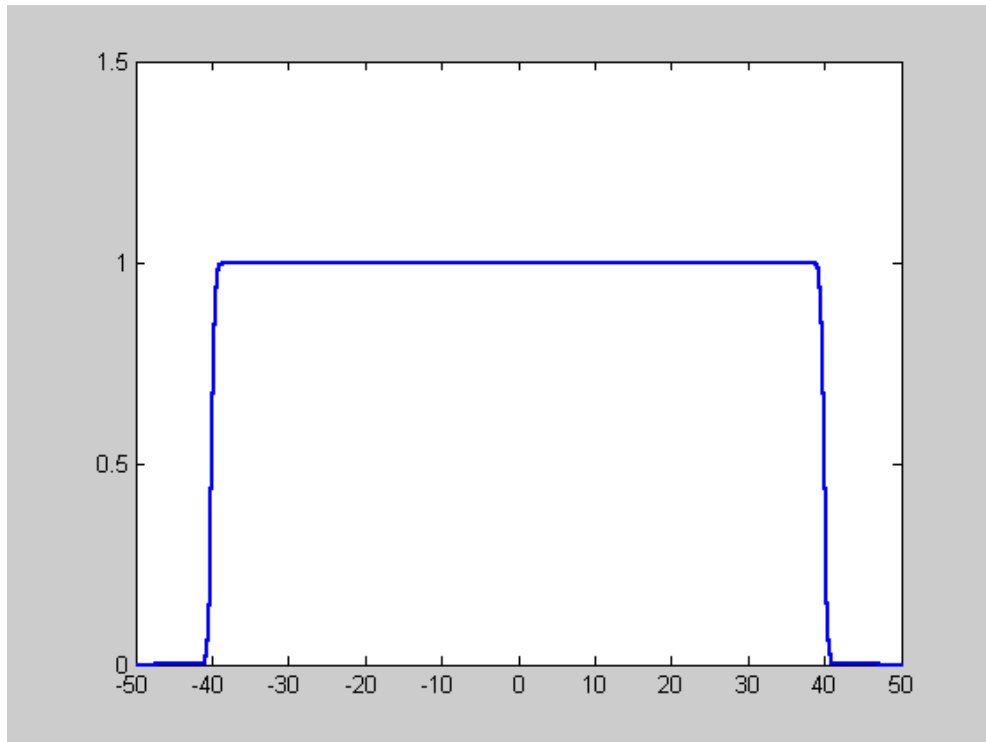


Figure 7.4-Fonction d'appartenance pour la direction du vent

On applique ces fonctions d'appartenance aux différents paramètres.

-Selon la première approche

Donc pour chaque valeur de j on va obtenir un vecteur $\mu E(i, j)$ tel que :

$$\mu E(i, j) = (\mu E_P(i, j), \mu E_T(i, j), \mu E_{TR}(i, j), \mu E_{Dv}(i, j), \mu E_V(i, j), \mu E_{Vs}(i, j))$$

Ce qui donnera n vecteurs ou chaque vecteur $\mu E(i, j)$ représente une similarité fuzzifiée Entre le cas (i) et le cas $(i - j)$, ce qui permet de construire une matrice de n colonnes ou chaque colonne représente un cas. La matrice (S_a) aura la forme suivante :

$$\begin{array}{ccccccc}
 \mu_{E_P}(i, 1) & \mu_{E_P}(i, 2) & \dots & \mu_{E_P}(i, j) & \dots & \mu_{E_P}(i, n) \\
 \mu_{E_T}(i, 1) & \mu_{E_T}(i, 2) & \dots & \mu_{E_T}(i, j) & \dots & \mu_{E_T}(i, n) \\
 \mu_{E_{TR}}(i, 1) & \mu_{E_{TR}}(i, 2) & \dots & \mu_{E_{TR}}(i, j) & \dots & \mu_{E_{TR}}(i, n) \\
 \mu_{E_{DV}}(i, 1) & \mu_{E_{DV}}(i, 2) & \dots & \mu_{E_{DV}}(i, j) & \dots & \mu_{E_{DV}}(i, n) \\
 \mu_{E_V}(i, 1) & \mu_{E_V}(i, 2) & \dots & \mu_{E_V}(i, j) & \dots & \mu_{E_V}(i, n) \\
 \mu_{E_{Vs}}(i, 1) & \mu_{E_{Vs}}(i, 2) & \dots & \mu_{E_{Vs}}(i, j) & \dots & \mu_{E_{Vs}}(i, n)
 \end{array}$$

-Selon la deuxième approche :

On va appliquer les mêmes fonctions d'appartenance que la première approche car on traite la même base de donnée ,soit :

- $\mu_{E_P}((d-n),(i-j))$ pour la pression P
- $\mu_{E_T}((d-n),(i-j))$ pour la température T
- $\mu_{E_{TR}}((d-n),(i-j))$ pour la température de rosé T_R
- $\mu_{E_{DV}}((d-n),(i-j))$ pour la direction du vent Dv
- $\mu_{E_V}((d-n),(i-j))$ pour la vitesse du vent V
- $\mu_{E_{Vs}}((d-n),(i-j))$ pour la visibilité Vs

On voit que pour chaque valeur de n qui représente le nombre de cas précédant le cas (i) on obtiendra une matrice dont le nombre de colonnes est le nombre d'observations et le nombre de lignes est le nombre d'heures précédant l'heure $h = i$, ce qui donnera n matrices de similarités fuzzifiée ou chaque matrice va représenter un cas.

$\mu_{E_P}((d-n),0)$	$\mu_{E_T}((d-n),0)$	$\mu_{E_{TR}}((d-n),0)$	$\mu_{E_{Dv}}((d-n),0)$	$\mu_{E_V}((d-n),0)$	$\mu_{E_{Vs}}((d-n),0)$
$\mu_{E_P}((d-n),1)$	$\mu_{E_T}((d-n),1)$	$\mu_{E_{TR}}((d-n),1)$	$\mu_{E_{Dv}}((d-n),1)$	$\mu_{E_V}((d-n),1)$	$\mu_{E_{Vs}}((d-n),1)$
.....
.....
.....
.....
.....
.....
.....
$\mu_{E_P}((d-n),(i-j))$	$\mu_{E_T}((d-n),(i-j))$	$\mu_{E_{TR}}((d-n),(i-j))$	$\mu_{E_{Dv}}((d-n),(i-j))$	$\mu_{E_V}((d-n),(i-j))$	$\mu_{E_{Vs}}((d-n),(i-j))$
.....
.....
.....
.....
.....
.....
.....
$\mu_{E_P}((d-n),(i-1))$	$\mu_{E_T}((d-n),(i-1))$	$\mu_{E_{TR}}((d-n),(i-1))$	$\mu_{E_{Dv}}((d-n),(i-1))$	$\mu_{E_V}((d-n),(i-1))$	$\mu_{E_{Vs}}((d-n),(i-1))$
$\mu_{E_P}((d-n),(i))$	$\mu_{E_T}((d-n),(i))$	$\mu_{E_{TR}}((d-n),(i))$	$\mu_{E_{Dv}}((d-n),(i))$	$\mu_{E_V}((d-n),(i))$	$\mu_{E_{Vs}}((d-n),(i))$

Pour calculer les similarités on va calculer le minimum de chaque colonne de la matrice ci-dessus ce qui donnera pour chaque valeur de n un vecteur dont le nombre de composantes est égal au nombre d'observations ,soit S la similarité entre chaque paramètre à l'intérieur du cas , c'est à dire :

$$S_P(n) = \min (\mu_{E_P}((d-n),(i-j)))$$

$$S_T(n) = \min (\mu_{E_T}((d-n),(i-j)))$$

$$S_{TR}(n) = \min (\mu_{E_{TR}}((d-n),(i-j)))$$

$$S_{Dv}(n) = \min (\mu_{E_{Dv}}((d-n),(i-j)))$$

$$S_V(n) = \min (\mu_{E_V}((d-n),(i-j)))$$

$$S_{Vs}(n) = \min (\mu_{E_{Vs}}((d-n),(i-j)))$$

On obtiendra la matrice suivante (Sb) :

$$\begin{bmatrix} S_P(0) & S_T(0) & S_{TR}(0) & S_{Dv}(0) & S_V(0) & S_{Vs}(0) \\ S_P(1) & S_T(1) & S_{TR}(1) & S_{Dv}(1) & S_V(1) & S_{Vs}(1) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ S_P(j) & S_T(j) & S_{TR}(j) & S_{Dv}(j) & S_V(j) & S_{Vs}(j) \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ S_P(n) & S_T(n) & S_{TR}(n) & S_{Dv}(n) & S_V(n) & S_{Vs}(n) \end{bmatrix}$$

Ou chaque ligne de cette matrice représente une similarité entre le cas (i) et les cas n (n variant de 1 à (i – 1)).

7-2-4 : Calcul des possibilités

Suivant la première approche :

Chaque colonne de la matrice (Sa) représente une similarité entre le cas (i) et un cas de notre base des cas et d'après le chapitre précédent on calcule le minimum de chaque colonne de la matrice (Sa) soit pour j variant de 1 à n :

$$\text{Poss}(i,j) = \min(\mu_{E_P}(i,j), \mu_{E_T}(i,j), \mu_{E_{TR}}(i,j), \mu_{E_{Dv}}(i,j), \mu_{E_V}(i,j), \mu_{E_{Vs}}(i,j))$$

Donc on obtiendra un vecteur ligne de n composantes.

-Soit α le seuil de possibilité ,autrement dit on prendra les possibilités supérieurs ou égales à α , donc $\text{poss}(i,j) \geq \alpha$ (1)

- On calcule le nombre de possibilités vérifiant (1), soit k.

Suivant la deuxième approche :

On calcule le minimum de chaque ligne de la matrice (Sb) soit pour j variant de 1 à n :

$$\text{Poss}(j) = \min(S_P(j), S_T(j), S_{TR}(j), S_{Dv}(j), S_V(j), S_{Vs}(j))$$

Donc on obtiendra un vecteur colonne de n composantes.

On calcule le nombre de possibilités k satisfaisant la condition $\text{Poss}(j) \geq \alpha$ tel que α est le seuil des possibilités.

7-2-5 : Défuzzification et calcul des paramètres à prévoir

Suivant les deux approches et connaissant k le nombre de possibilités vérifiant :

- $\text{poss}(i,j) \geq \alpha$ suivant la première approche
- $\text{Poss}(j) \geq \alpha$ suivant la deuxième approche

suivant la première approche :

$$P(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j) p(q)}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j)}$$

$$T(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j) T(q)}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j)}$$

$$Tr(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j) Tr(q)}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j)}$$

$$Dv(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j) Dv(q)}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j)}$$

$$V(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j) V(q)}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j)}$$

$$Vs(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j) Vs(q)}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(i,j)}$$

Tel que $P(q), T(q), Tr(q), Dv(q), V(q)$ et $Vs(q)$ sont les paramètres de notre base des cas correspondants aux possibilités calculées, donc les plus similaires au cas pour lequel on effectue la tâche de prévision, avec q variant de 1 à k.

suivant la deuxième approche :

$$P(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j) p(q')}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j)}$$

$$T(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j) T(q')}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j)}$$

$$Tr(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j) Tr(q')}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j)}$$

$$Dv(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j) Dv(q')}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j)}$$

$$V(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j) V(q')}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j)}$$

$$Vs(h+1) = \frac{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j) Vs(q')}{\sum_{j=1}^k \text{poss}(j)}$$

Tel que $P(q')$, $T(q)$, $Tr(q')$, $Dv(q')$, $V(q')$ et $Vs(q')$ sont les paramètres de notre base des cas correspondants aux possibilités calculées, donc les plus similaires au cas pour lequel on effectue la tâche de prévision, avec q' variant de 1 à k .

7-2-6-Exemple

On peut illustrer cet algorithme pour l'exemple suivant :

Supposons qu'on veut faire des prévisions météorologiques d'aérodrome pour le jour **d** à 12 heure.

Suivant la première approcheETAPE-1-

On prend un cas comme étant les observations d'une heure d'un jour **d** composé des paramètres suivants :

- La pression atmosphérique en Hecto-pascal.(P)
- La température en degrés Celsius. (T)
- La direction du vent en degrés. (Dv)
- La vitesse du vent en mètre par seconde. (V)
- La visibilité en Kilomètre . (Vs)

Pour un jour **d** on a :

	L'heure	Pression(h.pascal)	Température(°C)	Direction du vent (degrés)	Vitesse du vent(m/s)	Visibilité (Km)
h-6	h = 6
h-5	h = 7
h-4	h = 8	1019.0	20	20	3	10
h-3	h = 9	1019.0	21	20	5	10
h-2	h = 10	1019.0	23	20	4	10
h-1	h = 11	1019.0	26	20	6	10
h	h = 12	1018.0	25	20	4	10

Remarque : Les valeurs pour h = 12 h sont des observations ,donc elles sont supposées inconnues car on doit faire une prévision pour h = 12 h

ETAPE-2-

Calcul des similarités entre les différents attributs des cas :

Cas (h-1) et le cas (h-2)

P(h-1) -P(h-2)	T(h-1) -T(h-2)	Dv(h-1) -Dv(h-2)	V(h-1) -V(h-2)	Vs(h-1) -Vs(h-2)
0	3	0	2	0

Cas (h-1) et le cas (h-3)

$ P(h-1) - P(h-3) $	$ T(h-1) - T(h-3) $	$ Dv(h-1) - Dv(h-3) $	$ V(h-1) - V(h-3) $	$ Vs(h-1) - Vs(h-3) $
0	7	0	1	0

Cas (h-1) et le cas (h-4)

$ P(h-1) - P(h-4) $	$ T(h-1) - T(h-4) $	$ Dv(h-1) - Dv(h-4) $	$ V(h-1) - V(h-4) $	$ Vs(h-1) - Vs(h-4) $
0	6	0	3	0

ETAPE -3- et - 4 -

Fuzzification des similarités selon les fonctions d'appartenance des différents attributs et calcul des possibilités.

Soit :

$$\mu_P = \mu(|P(h-1) - P(h-i)|)$$

$$\mu_T = \mu(|T(h-1) - T(h-i)|)$$

$$\mu_{Dv} = \mu(|Dv(h-1) - Dv(h-i)|)$$

$$\mu_V = \mu(|V(h-1) - V(h-i)|)$$

$$\mu_{Vs} = \mu(|Vs(h-1) - Vs(h-i)|)$$

Tel que $i = 2, 3, 4$

Cas (h-1) et le cas (h-2)

μ_P	μ_T	μ_{Dv}	μ_V	μ_{Vs}
1	0.875	1	0.96296	1

$$Poss1 = \min(\mu_P, \mu_T, \mu_{Dv}, \mu_V, \mu_{Vs}) = \min(1, 0.875, 1, 0.96296, 1) = 0.875$$

Cas (h-1) et le cas (h-3)

μ_P	μ_T	μ_{Dv}	μ_V	μ_{Vs}
1	0.375	1	1	1

$$Poss2 = \min(\mu_P, \mu_T, \mu_{Dv}, \mu_V, \mu_{Vs}) = \min(1, 0.375, 1, 1, 1) = 0.375$$

Cas (h-1) et le cas (h-4)

μ_P	μ_T	μ_{Dv}	μ_V	μ_{Vs}
1	0.5	1	0.88889	1

$$\text{Poss3} = \min (\mu_P , \mu_T , \mu_{Dv}, \mu_V , \mu_{Vs}) = \min (1 , 0.5 , 1 , 0.88889 , 1) = 0.5$$

ETAPE-5-

Defuzzification:

-Par le barycentre :

$$\text{on a : Poss} = (\text{poss1} , \text{poss2} , \text{poss3}) = (0.875, 0.375, 0.5)$$

donc :

$$P(d,12) = \frac{0.875 * 1019.0 + 0.375 * 1019 + 0.5 * 1019}{0.875 + 0.375 + 0.5} = 1019 \text{ hpa la pression mesurée est } 1018 \text{ hpa}$$

$$T(d,12) = \frac{0.875 * 26 + 0.375 * 23 + 0.5 * 21}{0.875 + 0.375 + 0.5} = 23.929^\circ\text{C la température mesurée est } 25^\circ\text{C}$$

$$Dv(d,12) = \frac{0.875 * 20 + 0.375 * 20 + 0.5 * 20}{0.875 + 0.375 + 0.5} = 20 \text{ degrés la direction du vent mesurée est}$$

20 degrés

$$V(d,12) = \frac{0.875 * 6 + 0.375 * 4 + 0.5 * 5}{0.875 + 0.375 + 0.5} = 5.2857 \text{ m/s la vitesse mesurée est } 4 \text{ m/s}$$

$$Vs(d,12) = \frac{0.875 * 10 + 0.375 * 10 + 0.5 * 10}{0.875 + 0.375 + 0.5} = 10 \text{ Km la visibilité mesurée est } 10 \text{ Km}$$

Suivant la deuxième approche

ETAPE-1-

On prend un cas comme étant les observation d'un jour composé des paramètres suivants :

- La pression atmosphérique en Hecto-pascal.(P)
- La température en degrés Celsius. (T)
- La direction du vent en degrés. (Dv)
- La vitesse du vent en mètre par seconde. (V)
- La visibilité en Kilomètre . (Vs)

Cas présent (j) :le jour d

jour	L'heure	Pression(h.pascal)	Température(°C)	Direction du vent (degrés)	Vitesse du vent(m/s)	Visibilité (Km)
d	h = 6
d	h = 7
d	h = 8	1019.0	20	20	3	10
d	h = 9	1019.0	21	20	5	10
d	h =10	1019.0	23	20	4	10
d	h = 11	1019.0	26	20	6	10
d	h = 12	1018.0	25	20	4	10
d	h = 13	1016.9	25	20	6	10
d	h = 14	1016.9	26	20	3	10

Remarque : Les valeurs pour h = 12 ,13,14 sont des observations ,donc elles sont supposées inconnues car on doit faire une prévision pour h = 12.,13 et 14

Cas (j - 1) : le jour (d - 1)

jour	L'heure	Pression(h.pascal)	Température(°C)	Direction du vent (degrés)	Vitesse du vent(m/s)	Visibilité (Km)
d-1	h = 6
d-1	h = 7
d-1	h = 8	1018.0	21	40	3	10
d-1	h = 9	1019.0	22	40	3	10
d-1	h = 10	1019.0	25	20	5	10
d-1	h = 11	1019.0	25	20	6	10
d-1	h = 12	1018.0	27	20	3	10
d-1	h = 13	1018.0	27	20	6	10
d-1	h = 14	1016.9	27	20	6	10

Cas (j - 2) : le jour (d - 2)

jour	L'heure	Pression(h.pascal)	Température(°C)	Direction du vent (degrés)	Vitesse du vent(m/s)	Visibilité (Km)
d-2	h = 6
d-2	h = 7
d-2	h = 8	1015.9	27	0	0	10
d-2	h = 9	1015.9	30	40	2	10
d-2	h = 10	1015.9	31	20	3	10
d-2	h = 11	1015.9	32	20	6	10
d-2	h = 12	1015.9	32	20	6	10
d-2	h = 13	1015.9	31	20	3	10
d-2	h = 14	1015.9	31	20	7	10

Cas (j - 3) : le jour (d - 3)

jour	L'heure	Pression(h.pascal)	Température(°C)	Direction du vent (degrés)	Vitesse du vent(m/s)	Visibilité (Km)
d-3	h = 6
d-3	h = 7
d-3	h = 8	1023.0	23	0	2	10
d-3	h = 9	1013.9	28	0	0	10
d-3	h = 10	1012.9	36	0	0	10
d-3	h = 11	1012.9	37	0	0	10
d-3	h = 12	1012.9	36	20	0	10
d-3	h = 13	1011.9	37	0	3	10
d-3	h = 14	1011.9	37	0	5	10

ETAPE-2-

Calcul des similarités entre les différents attributs des cas :

Cas (j) et le cas (j - 1)

L'heure	$ P(j)-P(j-1) $	$ T(j)-T(j-1) $	$ Dv(j)-Dv(j-1) $	$ V(j)-V(j-1) $	$ Vs(j)-Vs(j-1) $
h = 6					
h = 7					
h = 8	1	1	20	0	0
h = 9	0	1	20	2	0
h = 10	0	2	0	1	0
h = 11	0	1	0	0	0
h = 12	?	?	?	?	?

Cas (j) et le cas (j - 2)

L'heure	$ P(j)-P(j-2) $	$ T(j)-T(j-2) $	$ Dv(j)-Dv(j-2) $	$ V(j)-V(j-2) $	$ Vs(j)-Vs(j-2) $
h = 6					
h = 7					
h = 8	3.1	7	20	3	0
h = 9	3.1	9	20	3	0
h = 10	3.1	8	0	1	0
h = 11	3.1	6	0	0	0
h = 12	?	?	?	?	?

Cas (j) et le cas (j-3)

L'heure	$ P(j)-P(j-3) $	$ T(j)-T(j-3) $	$ Dv(j)-Dv(j-3) $	$ V(j)-V(j-3) $	$ Vs(j)-Vs(j-3) $
h = 6					
h = 7					
h = 8	4	3	20	1	0
h = 9	5.1	7	20	5	0
h = 10	5.1	13	20	4	0
h = 11	6.1	11	20	6	0
h = 12	?	?	?	?	?

ETAPE -3-

Fuzzification des similarités selon les fonctions d'appartenance des différents attributs.

Soit :

$$\mu_P = \mu(|P(j) - P(j-i)|)$$

$$\mu_T = \mu(|T(j) - T(j-i)|)$$

$$\mu_{Dv} = \mu(|Dv(j) - Dv(j-i)|)$$

$$\mu_V = \mu(|V(j) - V(j-i)|)$$

$$\mu_{Vs} = \mu(|Vs(j) - Vs(j-i)|)$$

Tel que $i = 1, 2, 3$

Similarité entre les Cas (j) et le cas (j-1)

L'heure	μ_P	μ_T	μ_{Dv}	μ_V	μ_{Vs}
h = 6					
h = 7					
h = 8	0.8016	1	1	1	1
h = 9	1	1	1	0.96296	1
h = 10	1	1	1	1	1
h = 11	1	1	1	1	1
h = 12	?	?	?	?	?

Similarité entre les cas (j) et le cas (j-2)

L'heure	μ_P	μ_T	μ_{Dv}	μ_V	μ_{Vs}
h = 6					
h = 7					
h = 8	0.38076	0.375	1	0.88889	1
h = 9	0.38076	0.125	1	0.88889	1
h = 10	0.38076	0.250	1	1	1
h = 11	0.38076	0.500	1	1	1
h = 12	?	?	?	?	?

Similarité entre les cas (j) et le cas (j-3)

L'heure	μ_P	μ_T	μ_{Dv}	μ_V	μ_{Vs}
h = 6					
h = 7					
h = 8	0.2004	0.250	1	1	1
h = 9	0	0.375	1	0.74074	1
h = 10	0	0	1	0.81481	1
h = 11	0	0	1	0.66667	1
h = 12	?	?	?	?	?

ETAPE-4-Calcul des possibilitésCas (j) et le cas (j-1)

Min (μ_P)	Min (μ_T)	Min (μ_{Dv})	Min (μ_V)	Min (μ_{Vs})
0.8016	1	1	0.96296	1

$$\text{Poss1} = \min(\min(\mu_P), \min(\mu_T), \min(\mu_{Dv}), \min(\mu_V), \min(\mu_{Vs}))$$

$$\text{Poss1} = \min(0.8016, 1, 1, 0.96296, 1) = 0.8016$$

Cas (j) et le cas (j-2)

Min (μ_P)	Min (μ_T)	Min (μ_{Dv})	Min (μ_V)	Min (μ_{Vs})
0.38076	0.125	1	0.88889	1

$$\text{Poss2} = \min(\min(\mu_P), \min(\mu_T), \min(\mu_{Dv}), \min(\mu_V), \min(\mu_{Vs}))$$

$$\text{Poss2} = \min(0.38076, 0.125, 1, 0.88889, 1) = 0.125$$

Cas (j) et le cas (j-3)

Min (μ_P)	Min (μ_T)	Min (μ_{Dv})	Min (μ_V)	Min (μ_{Vs})
0	0	1	0.66667	1

$$\text{Poss3} = \min(\min(\mu_P), \min(\mu_T), \min(\mu_{Dv}), \min(\mu_V), \min(\mu_{Vs}))$$

$$\text{Poss3} = \min(0, 0, 1, 0.66667, 1) = 0$$

ETAPE-5-Defuzzification:

-Par le barycentre :

on a : $\text{Poss} = (\text{poss1}, \text{poss2}, \text{poss3}) = (0.8016, 0.1250, 0)$
 donc :

$$P(d,12) = \frac{0.8016 * 1018.0 + 0.1250 * 1015.9}{0.8016 + 0.1250} = 1017.7 \text{ hpa}$$

la pression mesurée est 1018 hpa

$$T(d,12) = \frac{0.8016 * 27 + 0.1250 * 32}{0.8016 + 0.1250} = 27.675 \text{ }^\circ\text{C}$$

la température mesurée est 25 °C

$$Dv(d,12) = \frac{0.8016 * 20 + 0.1250 * 20}{0.8016 + 0.1250} = 20 \text{ degrés}$$

la direction du vent mesurée est 20 degrés

$$V(d,12) = \frac{0.8016 * 3 + 0.1250 * 6}{0.8016 + 0.1250} = 3.4047 \text{ m/s}$$

la vitesse mesurée est 4 m/s

$$Vs(d,12) = \frac{0.8016 * 10 + 0.1250 * 10}{0.8016 + 0.1250} = 10 \text{ Km}$$

la visibilité mesurée est 10Km

$$P(d,13) = \frac{0.8016 * 1018.0 + 0.1250 * 1015.9}{0.8016 + 0.1250} = 1017.7 \text{ hpa}$$

la pression mesurée est 1016.9hpa

$$T(d,13) = \frac{0.8016 * 27 + 0.1250 * 31}{0.8016 + 0.1250} = 27.54 \text{ }^\circ\text{C}$$

la température mesurée est 25 °C

$$Dv(d,13) = \frac{0.8016 * 20 + 0.1250 * 20}{0.8016 + 0.1250} = 20 \text{ degrés}$$

la direction du vent mesurée est 20 degrés

$$V(d,13) = \frac{0.8016 * 6 + 0.1250 * 3}{0.8016 + 0.1250} = 5.5953 \text{ m/s}$$

la vitesse mesurée est 6 m/s

$$V_s(d,13) = \frac{0.8016 * 10 + 0.1250 * 10}{0.8016 + 0.1250} = 10 \text{ Km la visibilité mesurée est 10 Km}$$

$$P(d,14) = \frac{0.8016 * 1016.9 + 0.1250 * 1015.9}{0.8016 + 0.1250} = 1016.8 \text{ hpa la pression mesurée est } 1016.9 \text{ hpa}$$

$$T(d,14) = \frac{0.8016 * 27 + 0.1250 * 31}{0.8016 + 0.1250} = 27.54 \text{ °C la température mesurée est } 26 \text{ °C}$$

$$D_v(d,14) = \frac{0.8016 * 20 + 0.1250 * 20}{0.8016 + 0.1250} = 20 \text{ degrés la direction du vent mesurée est } 20 \text{ degrés}$$

$$V(d,14) = \frac{0.8016 * 6 + 0.1250 * 7}{0.8016 + 0.1250} = 6.1349 \text{ m/s la vitesse mesurée est } 3 \text{ m/s}$$

$$V_s(d,14) = \frac{0.8016 * 10 + 0.1250 * 10}{0.8016 + 0.1250} = 10 \text{ Km la visibilité mesurée est 10 Km}$$

7-2-7 Présentation des résultats

En utilisant MATLAB on a conçu un programme pour chaque approche.

Pour la suite on prendra le seuil $\alpha = 0.5$.

1)-On va exécuter le programme selon chaque approche pour le 30 Novembre 2004 qui correspond aux dernières observations de notre base de donnée, ce qui nous permettra d'utiliser le maximum de données. On effectuera des prévisions pour $h = 12h$

jusqu' à $h = 23h$ qu'on va comparer avec les observations correspondantes à ces heures h pour la même date.

Suivant la première approche :

L'exécution du programme donne :

Tableau 7.1-Résultats obtenus pour la pression en hecto-pascal (hpa) :

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	1014.80	1014.80	0.00
13	1014.80	1014.80	0.00
14	1014.27	1013.20	1.07
15	1014.22	1014.10	0.12
16	1014.20	1014.10	0.10
17	1014.18	1014.10	0.08
18	1014.03	1013.10	0.93
19	1013.91	1013.10	0.81
20	1013.82	1013.10	0.72
21	1013.75	1013.10	0.65
22	1013.69	1013.10	0.59
23	1013.64	1013.10	0.54

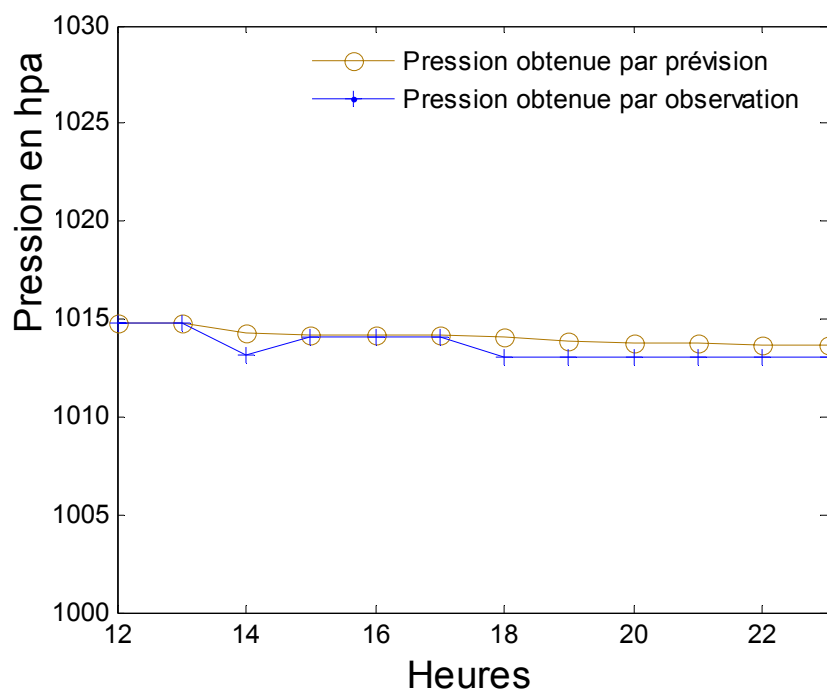


Figure 7.5-Pression atmosphérique le 30 novembre 2004 de 12h à 23h

Tableau 7.2-Résultats obtenus pour la température en degrés Celsius

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	19.00	19.00	0.00
13	19.00	19.00	0.00
14	18.33	17.00	1.33
15	17.75	16.00	1.75
16	17.40	16.00	1.40
17	17.00	15.00	2.00
18	16.86	16.00	0.86
19	16.88	17.00	0.12
20	17.00	18.00	1.00
21	17.00	17.00	0.00
22	17.09	18.00	0.91
23	17.08	17.00	0.08

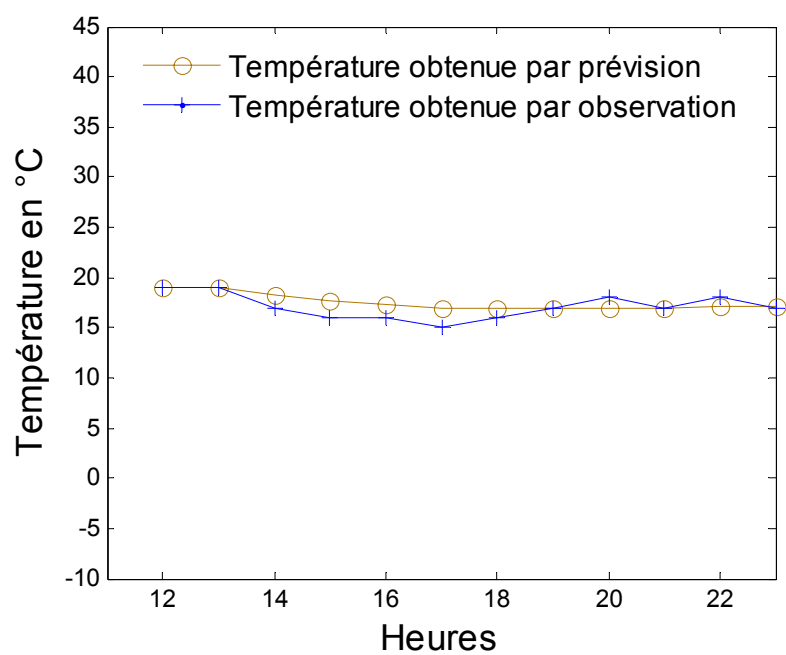


Figure 7.6-Température le 30 novembre 2004
de 12h à 23h

Tableau 7.3-Résultats obtenus pour la température de Rosée en degrés Celsius

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	13.00	13.00	0.00
13	13.00	13.00	0.00
14	13.33	14.00	0.67
15	13.75	15.00	1.25
16	13.80	14.00	0.20
17	13.83	14.00	0.17
18	14.00	15.00	1.00
19	14.25	16.00	1.75
20	14.33	15.00	0.67
21	14.40	15.00	0.60
22	14.45	15.00	0.55
23	14.50	15.00	0.50

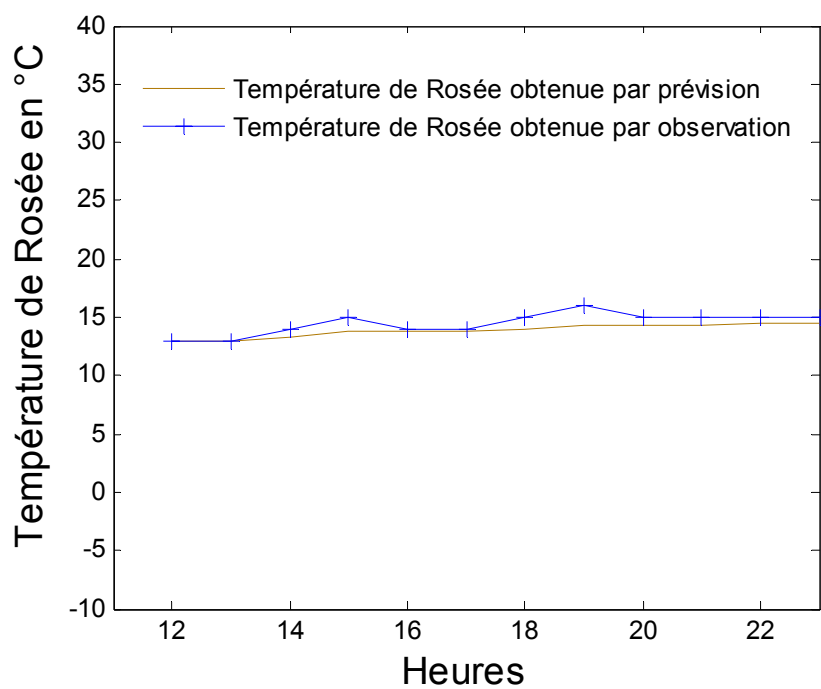


Figure 7.7-Température de rosée le 30 novembre 2004 de 12h à 23h

Tableau 7.4-Résultats obtenus pour la direction du vent en degrés

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	30.00	25.00	5.00
13	27.50	25.00	2.50
14	26.67	30.00	3.33
15	27.50	25.00	2.50
16	27.00	30.00	3.00
17	27.50	25.00	2.50
18	27.14	30.00	2.86
19	27.50	25.00	2.50
20	27.22	30.00	2.78
21	27.50	25.00	2.50
22	27.27	30.00	2.73
23	27.50	25.00	2.50

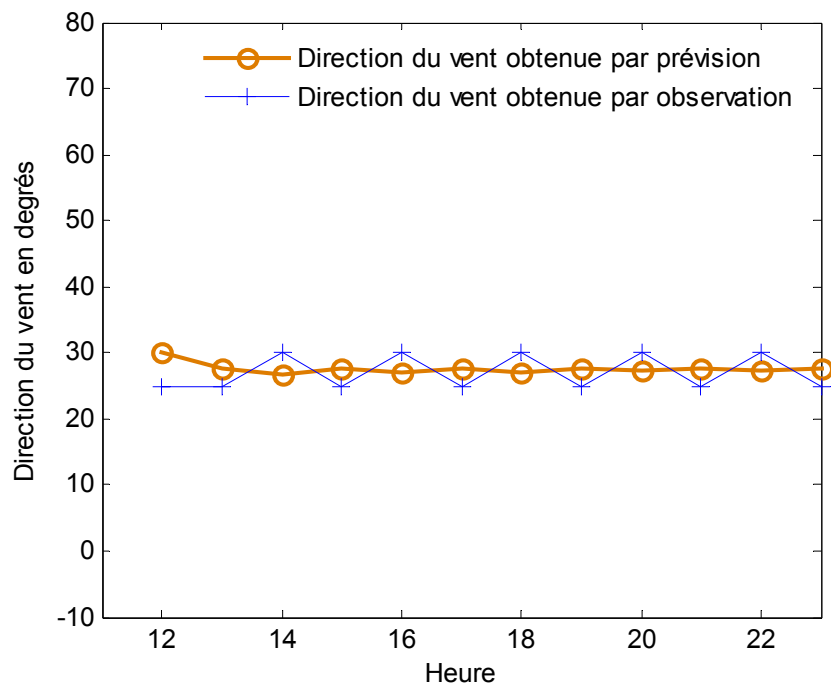


Figure 7.8-Direction du vent le 30 novembre 2004 de 12h à 23h

Tableau 7.5-Résultats obtenus pour la vitesse du vent en m/s

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	4.00	5.00	1.00
13	4.50	4.00	0.50
14	4.33	6.00	1.67
15	4.75	5.00	0.25
16	4.80	4.00	0.80
17	4.67	5.00	0.33
18	4.71	5.00	0.29
19	4.75	4.00	0.25
20	4.67	5.00	0.33
21	4.70	5.00	0.30
22	4.73	5.00	0.27
23	4.75	05.00	0.25

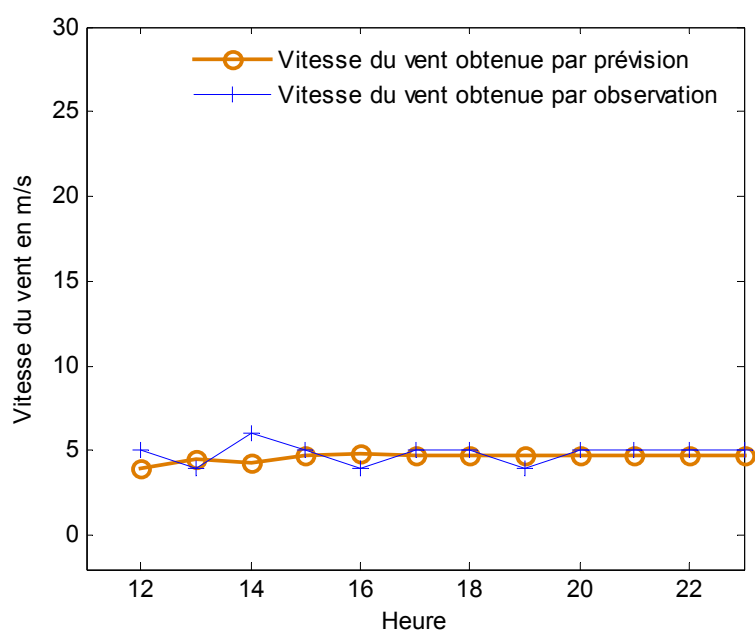


Figure 7.9-Vitesse du vent le 30 novembre 2004
de 12h à 23h

Tableau 7.6-Résultats obtenus pour la visibilité en km

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	8	8	0.00
13	8	8	0.00
14	8.00	9	1.00
15	8.25	9	0.75
16	8.40	9	0.60
17	8.50	9	0.50
18	8.57	9	0.43
19	8.63	9	0.37
20	8.67	9	0.33
21	8.70	9	0.30
22	8.73	9	0.27
23	8.75	9	0.25

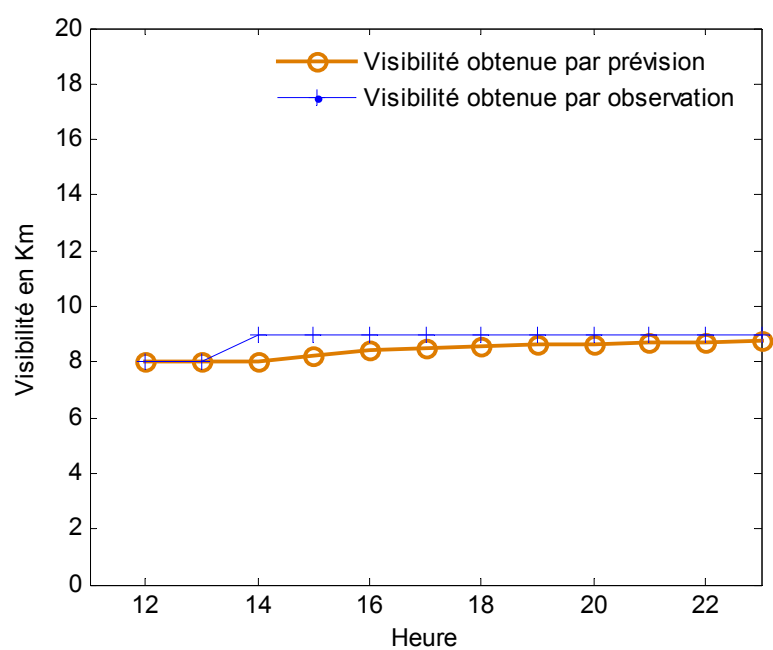


Figure 7.10-Visibilité le 30 novembre 2004
de 12h à 23h

Suivant la deuxième approche :

L'exécution du programme donne :

Tableau 7.7-Résultats obtenus pour la pression en hecto-pascal (hpa) :

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	1014.30	1014.80	0.50
13	1014.11	1014.80	0.69
14	1013.97	1013.20	0.77
15	1013.76	1014.10	0.34
16	1013.68	1014.10	0.42
17	1013.65	1014.10	0.45
18	1013.69	1013.10	0.59
19	1013.76	1013.10	0.66
20	1013.90	1013.10	0.80
21	1014.04	1013.10	0.96
22	1014.18	1013.10	1.08
23	1014.31	1013.10	1.21

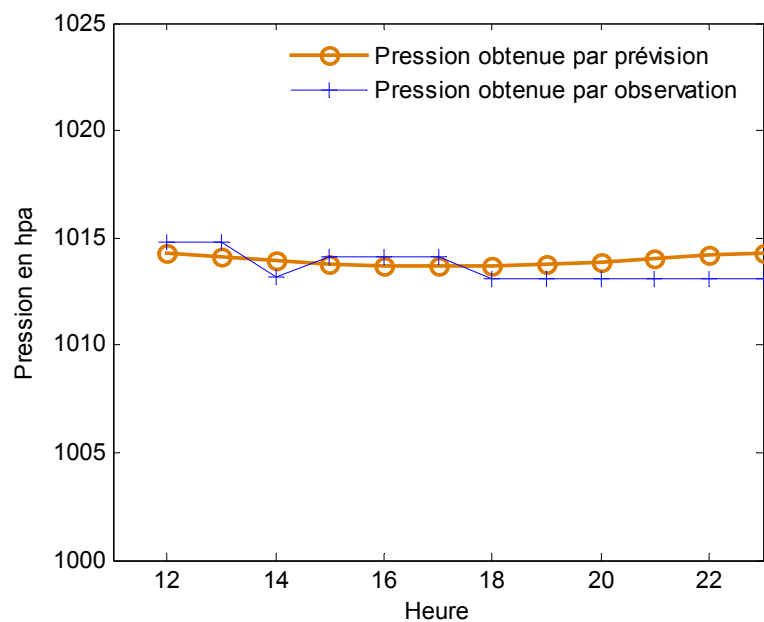


Figure 7.11-Pression atmosphérique le 30 novembre 2004 de 12h à 23h

Tableau 7.8-Résultats obtenus pour la température en degrés Celsius

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	17.31	19.00	1.69
13	17.48	19.00	1.52
14	17.49	17.00	0.49
15	17.51	16.00	1.51
16	17.45	16.00	1.45
17	17.25	15.00	2.25
18	17.03	16.00	1.03
19	16.70	17.00	0.30
20	16.36	18.00	1.64
21	16.07	17.00	0.93
22	15.77	18.00	2.23
23	15.48	17.00	1.52

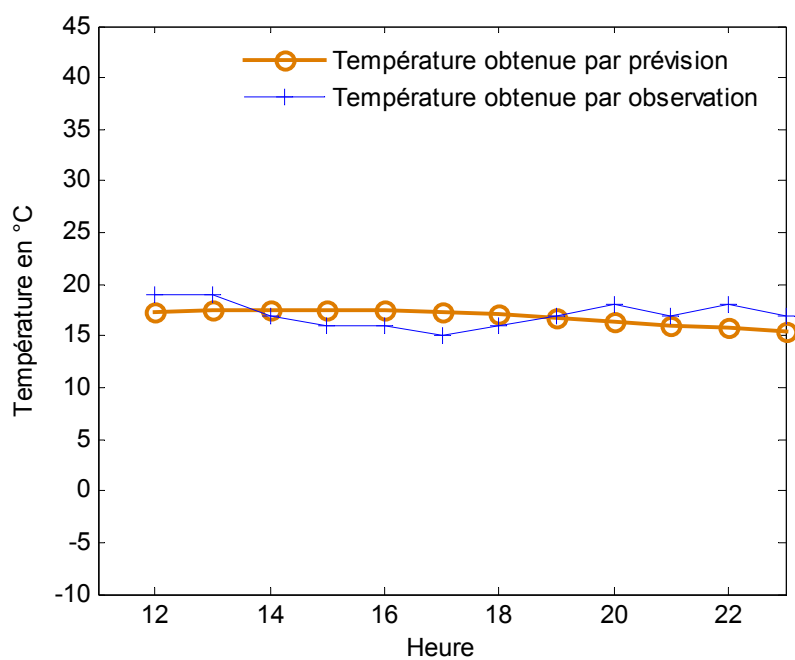


Figure 7.12-Température le 30 novembre 2004 de 12h à 23h

Tableau 7.9-Résultats obtenus pour la température de Rosée en degrés Celsius

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	12.14	13.00	0.86
13	12.12	13.00	0.88
14	12.35	14.00	1.65
15	12.37	15.00	2.63
16	12.48	14.00	1.52
17	12.45	14.00	1.55
18	12.40	15.00	2.60
19	12.32	16.00	3.68
20	12.27	15.00	2.33
21	12.24	15.00	2.76
22	12.18	15.00	2.82
23	12.14	15.00	2.86

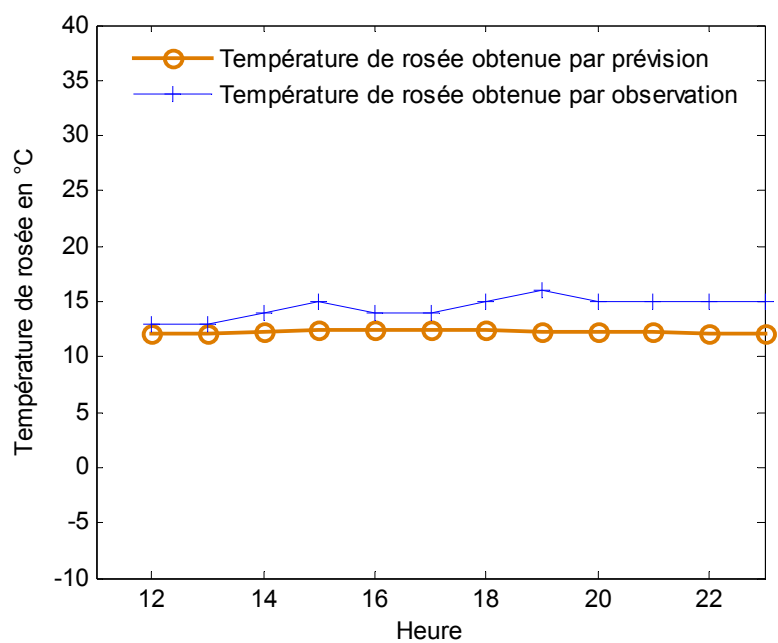


Figure 7.13-Température de rosée le 30 novembre 2004 de 12h à 23h

Tableau 7.10-Résultats obtenus pour la direction du vent en degrés

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	25.95	25.00	0.95
13	26.28	25.00	1.28
14	26.17	30.00	3.83
15	26.11	25.00	1.11
16	26.08	30.00	3.92
17	26.50	25.00	1.50
18	26.89	30.00	3.19
19	27.19	25.00	2.19
20	27.35	30.00	2.65
21	27.21	25.00	2.21
22	27.39	30.00	2.61
23	27.27	25.00	2.27

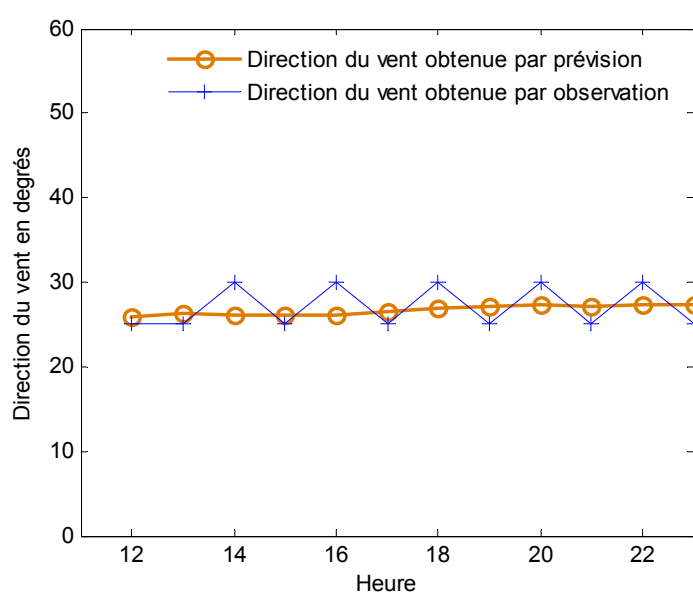


Figure 7.14-Direction du vent le 30 novembre 2004 de 12h à 23h

Tableau 7.11-Résultats obtenus pour la vitesse du vent en m/s

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	3.62	5.00	1.38
13	4.80	4.00	0.80
14	4.81	6.00	1.20
15	4.96	5.00	0.04
16	5.04	4.00	1.04
17	5.11	5.00	0.11
18	5.12	5.00	0.12
19	5.05	4.00	1.05
20	5.07	5.00	0.07
21	5.07	5.00	0.07
22	5.01	5.00	0.01
23	4.96	5.00	0.04

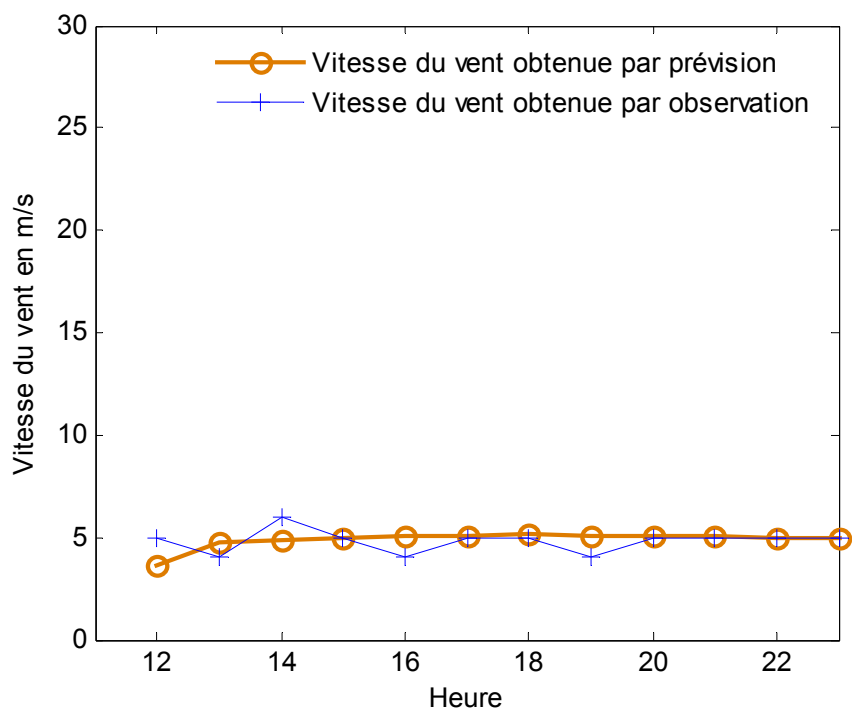
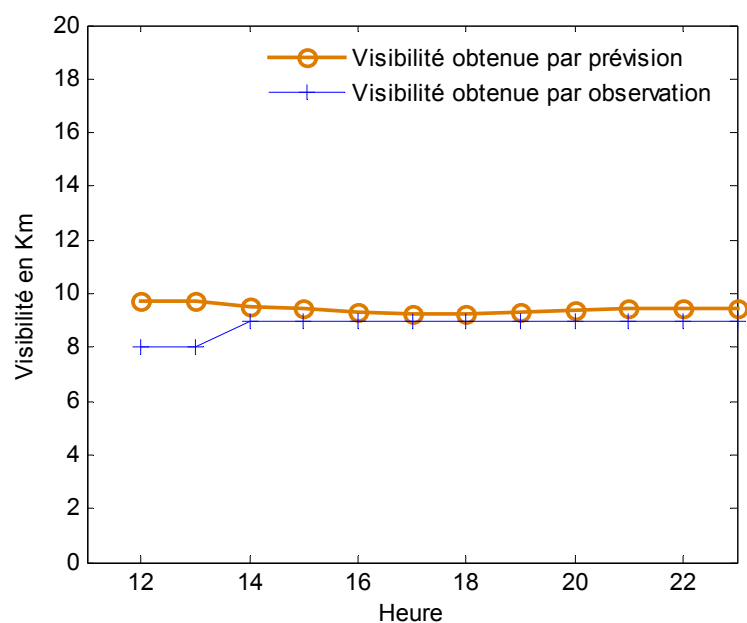


Figure 7.15-Vitesse du vent le 30 novembre 2004 de 12h à 23h

Tableau 7.12-Résultats obtenus pour la visibilité en km

heure	Par prévision	Par observation	Erreur
12	9.75	8	1.79
13	9.75	8	1.79
14	9.53	9	0.61
15	9.43	9	0.52
16	9.31	9	0.43
17	9.26	9	0.38
18	9.22	9	0.35
19	9.28	9	0.41
20	9.36	9	0.47
21	9.43	9	0.52
22	9.46	9	0.55
23	9.47	9	0.56

Figure 7.16-Visibilité le 30 novembre 2004
de 12h à 23h

Suivant la première approche l'erreur maximale est :

Pour la pression	: 1.07 hpa
Pour la température	: 2 degré Celsius
Pour la température de rosée	: 1.75 degrés Celsius
Pour la direction du vent	: 5 degrés
Pour la vitesse du vent	: 1.67 m/s
Pour la visibilité	: 1 Km

Suivant la deuxième approche l'erreur maximale est :

Pour la pression	: 1.21 hpa
Pour la température	: 2.33 degré Celsius
Pour la température de rosée	: 2.86 degrés Celsius
Pour la direction du vent	: 3.92 degrés
Pour la vitesse du vent	: 1.38 m/s
Pour la visibilité	: 1.79 Km

On peut conclure que suivant les deux approches les résultats sont acceptables et cela malgré qu'on ne dispose que de 170 metar (messages d'observation).

2)-On va effectuer des prévisions pour une heure fixe pour tout les jours du mois de Novembre qu'on va comparer avec les observations correspondantes et pour cela on a choisi des horaires s'étalant sur le jour et ces horaires sont : $h = 9 h$, $h = 13h$ et $h = 22h$.

Tableau 7.13-Résultats obtenus pour la pression :

h = 9h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
P-prv	1013.9	1016.9	1019	1019	1019	1016.9	1014.9	1010.8	1009.2	1008.1
P-obs	1014.9	1018	1019	1019	1019	1016.9	1015.9	1010.8	1009.2	1009.2
Erreur	1.0	2.9	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	1.1
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
P-prv	1010.8	1005.1	1014.9	1019	1027.1	1030.1	1029.1	1024.1	1025.1	1025.1
P-obs	1010.8	1004.1	1015.9	1020	1027.1	1031.2	1028.1	1024.1	1026.1	1025.1
Erreur	0.0	1.0	1.0	1.0	0.0	1.1	1.0	0.0	1.0	0.0
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
P-prv	1026.1	1024.1	1025.1	1026.1	1016.9	1026.1	1022	1015.9	1012.9	
P-obs	1026.1	1025.1	1026.1	1026.1	1016.9	1026.1	1022	1015.9	1013.9	
Erreur	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	

h = 13h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
P-prv	1013.9	1016.9	1018	1016.9	1016.9	1016.9	1014.9	1010.2	1007.1	1009.2
P-obs	1013.9	1016.9	1016.9	1016.9	1016.9	1016.9	1013.9	1010.2	1007.1	1009.2
Erreur	0.0	0.0	1.1	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
P-prv	1010.2	1003.1	1015.9	1020	1027.1	1030.1	1026.1	1023	1024.1	1024.1
P-obs	1010.2	1002	1015.9	1020	1027.1	1030.1	1026.1	1022	1024.1	1024.1
Erreur	0.0	1.1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
P-prv	1025.1	1024.1	1024.1	1026.1	1015.9	1024.1	1020	1014.9	1014.8	
P-obs	1024.1	1024.1	1024.1	1025.1	1015.9	1023	1019	1013.9	1013.2	
Erreur	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.1	1.0	1.0	1.6	

h = 22h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
P-prv	1018	1018	1018	1013.9	1013.9	1013.9	1020	1020	1021	1020
P-obs	1018	1018	1018	1013.9	1013.9	1013.9	1020	1020	1021	1020
Erreur	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
P-prv	1020	1019	1018	1016.9	1016.9	1015.9	1010.8	1010.8	1012.9	1016.9
P-obs	1019	1020	1018	1018	1016.9	1016.9	1010.8	1010.8	1012.9	1016.9
Erreur	1.0	1.0	0.0	1.1	0.0	1.0	0.0	0.0	0.0	0.0
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
P-prv	1015.9	1016.9	1014.9	1014.9	1015.9	1016.9	1019	1019	1014.9	
P-obs	1015.9	1016.9	1014.9	1014.9	1015.9	1018	1019	1019	1014.9	
Erreur	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	1.1	0.0	0.0	0.0	

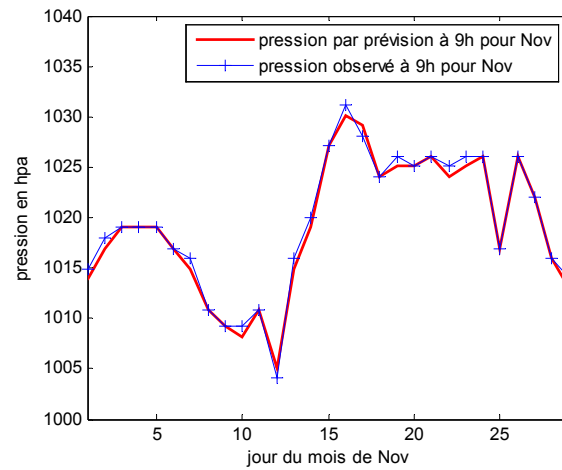


Figure 7.17-Evolution de la pression calculée et la pression Observée pour le mois de Nov à 9h

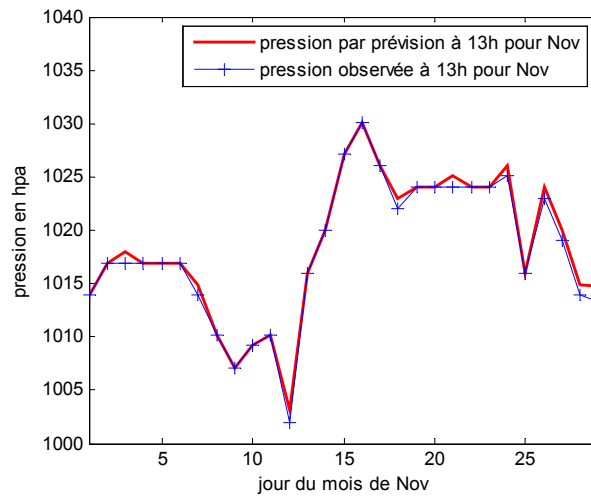


Figure 7.18-Evolution de la pression calculée et la pression Observée pour le mois de Nov à 13h

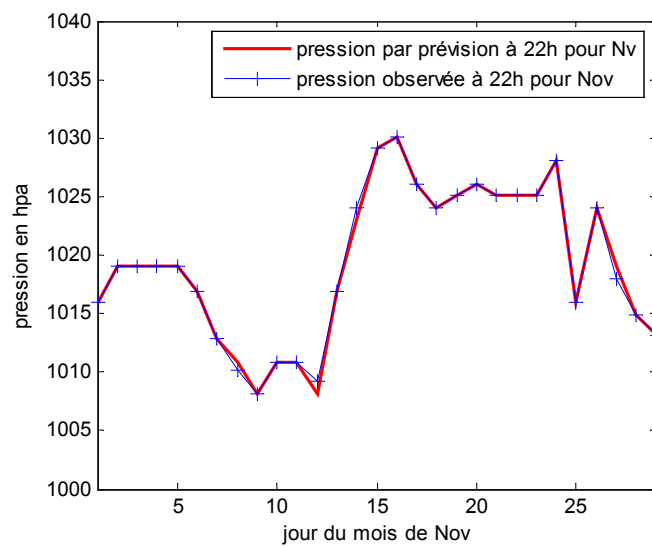


Figure 7.19-Evolution de la pression calculée et la pression Observée pour le mois de Nov à 22h

Tableau 7.14-Résultats obtenus pour la température :

h = 9h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
T-prv	13	14	13	16	15	19	16	13	14	10
T-obs	14	15	15	19	16	19	15	15	15	12
Erreur	1	1	2	1	1	0	1	2	1	2
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
T-prv	8	12	15	11	9	6	8	8	10	8
T-obs	10	13	16	12	10	8	10	10	11	10
Erreur	2	1	1	1	1	2	2	2	1	2
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
T-prv	9	6	7	8	25	7	8	11	11	
T-obs	11	8	9	10	27	9	9	12	13	
Erreur	2	2	2	2	2	2	1	1	2	

h = 13h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
T-prv	18	21	22	22	22	17	16	20	19	12
T-obs	16	22	22	22	22	17	16	20	18	12
Erreur	2	1	0	0	0	0	0	0	1	0
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
T-prv	17	14	15	13	15	15	19	20	20	20
T-obs	16	14	15	14	16	16	19	20	19	20
Erreur	1	0	0	1	1	1	0	0	1	0
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
T-prv	22	21	19	19	31	22	23	21	19	
T-obs	22	20	19	19	32	21	24	20	17	
Erreur	0	1	0	0	1	1	1	1	2	

h = 22h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
T-prv	19	19	20	19	19	19	21	20	20	22
T-obs	18	18	19	17	17	17	20	20	20	20
Erreur	1	1	1	2	2	2	1	0	0	2
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
T-prv	21	20	19	16	18	19	21	21	20	19
T-obs	21	20	19	15	17	17	19	18	20	18
Erreur	0	0	0	1	1	2	2	3	0	1
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
T-prv	22	21	21	23	24	23	23	22	23	
T-obs	20	20	21	23	23	22	21	22	22	
Erreur	2	1	0	0	1	1	2	0	1	

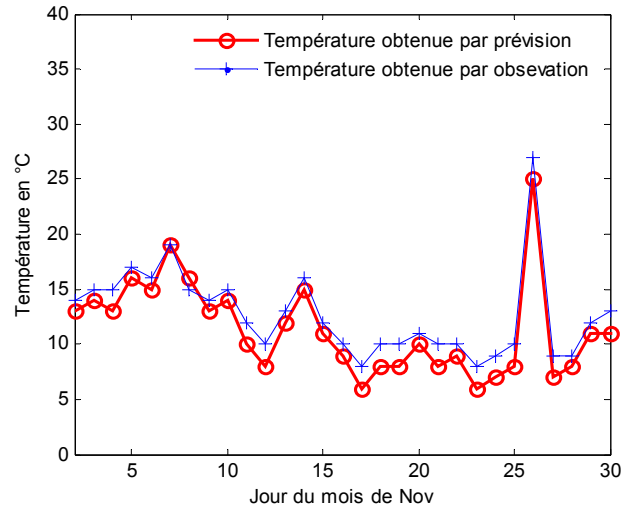


Figure 7.20-Evolution de la Température calculée et la Température Observée pour le mois de Nov à 9h

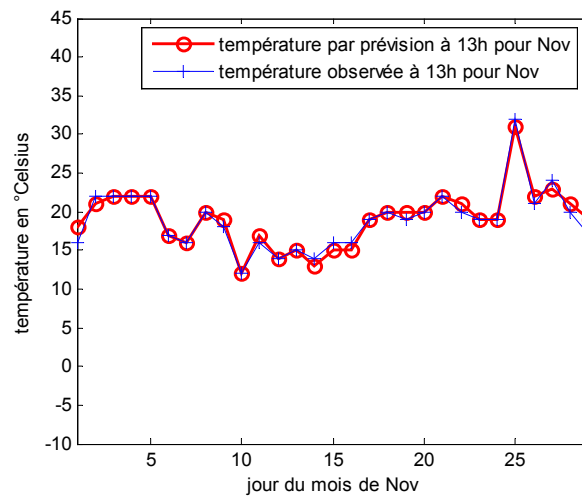


Figure 7.21-Evolution de la Température calculée et la Température Observée pour le mois de Nov à 13h

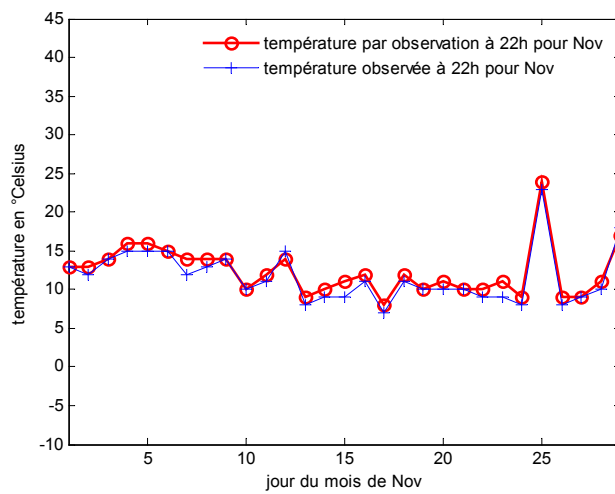


Figure 7.22-Evolution de la Température calculée et la Température Observée pour le mois de Nov à 22h

Tableau 7.15-Résultats obtenus pour la température de rosée:

h = 9h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Tr-prv	12	11	11	14	15	18	15	11	13	10
Tr-obs	13	12	12	14	16	18	14	13	14	11
Erreur	1	1	1	0	1	0	1	2	1	1
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
Tr-prv	8	11	8	9	8	5	7	7	9	7
Tr-obs	9	11	8	9	9	7	8	8	9	9
Erreur	1	0	0	0	1	2	1	1	0	2
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
Tr-prv	9	6	6	7	22	6	8	9	11	
Tr-obs	10	8	7	8	22	8	9	10	12	
Erreur	1	2	1	1	0	2	1	1	1	

h = 13h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Tr-prv	13	14	12	17	17	17	15	18	13	11
Tr-obs	13	15	11	17	17	17	15	16	13	9
Erreur	0	1	1	0	0	0	0	2	0	2
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
Tr-prv	8	13	11	9	11	10	12	13	12	12
Tr-obs	8	14	11	9	10	11	11	13	12	14
Erreur	0	1	0	0	1	1	1	0	0	2
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
Tr-prv	10	11	13	12	22	11	12	13	13	
Tr-obs	11	10	13	12	22	11	12	14	14	
Erreur	1	1	0	0	0	0	0	1	1	

h = 22h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
Tr-prv	16	16	13	15	15	15	20	20	19	18
Tr-obs	15	15	13	16	16	16	20	19	19	19
Erreur	1	1	0	1	1	1	0	1	0	1
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
Tr-prv	19	16	15	15	16	14	15	12	17	16
Tr-obs	19	17	15	14	16	14	15	12	17	17
Erreur	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
Tr-prv	20	19	19	21	21	21	21	21	22	
Tr-obs	19	18	19	21	22	20	19	20	20	
Erreur	1	1	0	0	1	1	2	1	2	

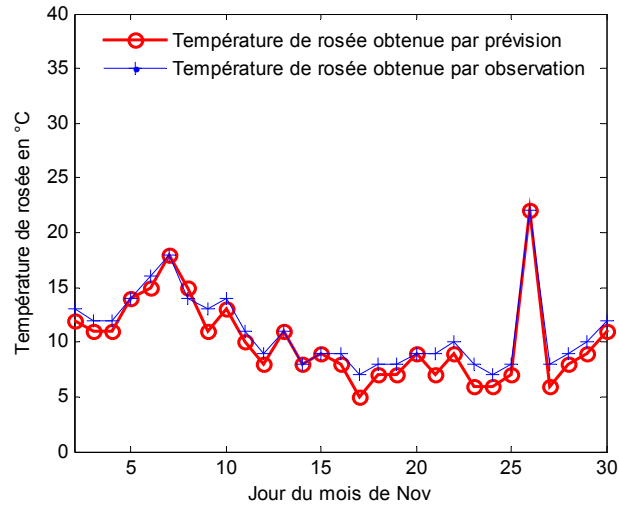


Figure 7.23-Evolution de la Température de rosée calculée et la Température de rosée Observée pour le mois de Nov à 9h

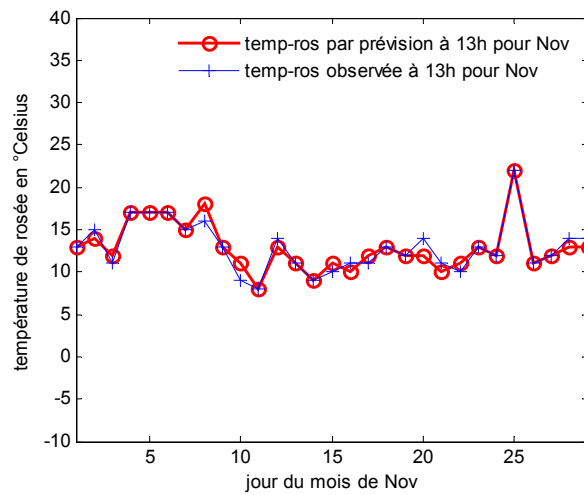


Figure 7.24-Evolution de la Température de rosée calculée et la Température de rosée Observée pour le mois de Nov à 13h

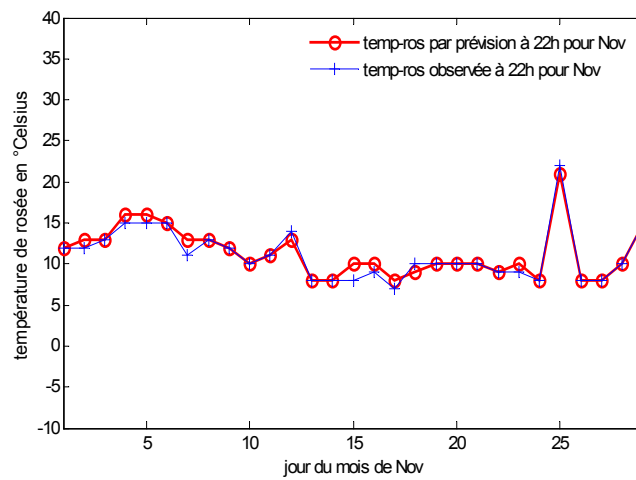


Figure 7.25-Evolution de la Température de rosée calculée et la Température de rosée Observée pour le mois de Nov à 22h

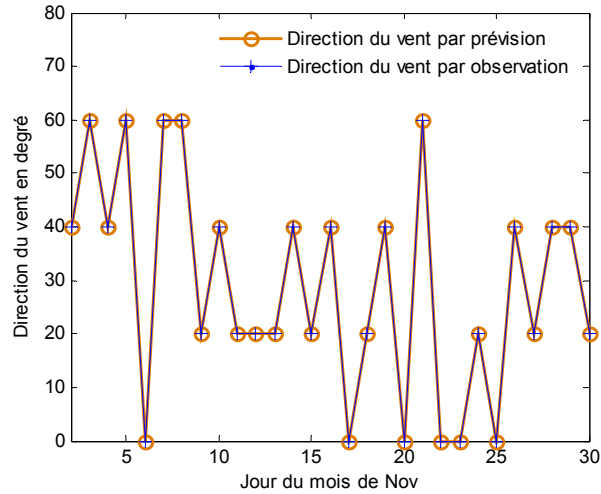


Figure 7.26-Evolution de la direction du vent calculée et la direction du vent observée pour le mois de Nov à 9h

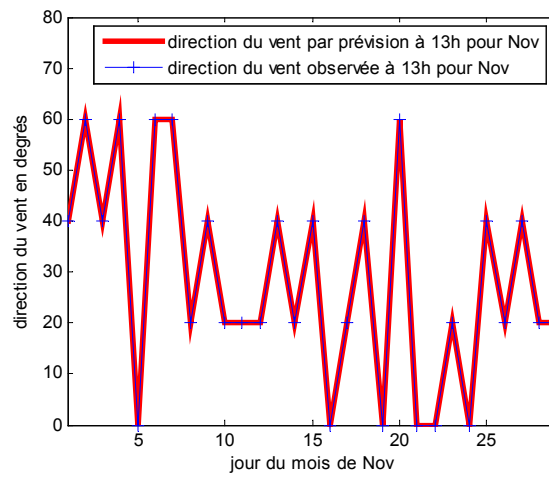


Figure 7.27-Evolution de la direction du vent calculée et la direction du vent observée pour le mois de Nov à 13h

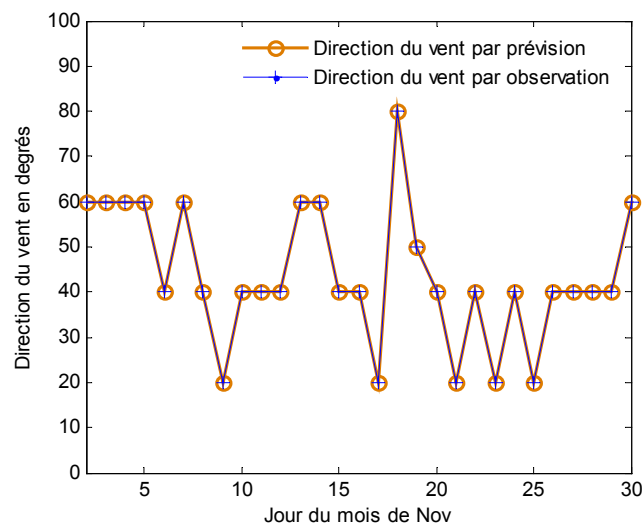


Figure 7.28-Evolution de la direction du vent calculée et la direction du vent observée pour le mois de Nov à 22h

Tableau 7.17-Résultats obtenus pour la vitesse du vent:

h = 9h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
V-prv	5	5	4	5	0	3	3	5	4	5
V-obs	4	4	4	5	0	4	3	4	3	5
Erreur	1	1	0	0	0	1	0	1	1	0
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
V-prv	5	3	6	6	4	0	4	4	5	4
V-obs	5	3	5	5	4	0	4	4	5	4
Erreur	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
V-prv	0	0	3	0	4	6	5	5	4	
V-obs	0	0	3	0	4	6	5	5	4	
Erreur	0	0	0	0	0	0	0	0	0	

h = 13h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
V-prv	6	6	6	5	0	4	3	5	5	5
V-obs	6	5	6	5	0	4	3	6	5	4
Erreur	0	1	0	0	0	0	0	1	0	2
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
V-prv	4	2	6	6	4	0	3	4	5	4
V-obs	5	2	6	5	3	0	4	3	5	4
Erreur	1	0	0	1	1	0	1	1	0	0
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
V-prv	0	4	3	0	5	6	3	4	4	
V-obs	0	3	3	0	5	6	2	5	4	
Erreur	0	1	0	0	0	0	1	1	0	

h = 22h

d	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
V-prv	4	4	2	4	4	4	6	2	3	3
V-obs	4	4	3	4	4	4	5	2	3	3
Erreur	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
d	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
V-prv	4	5	5	3	2	4	4	9	4	5
V-obs	4	5	5	3	2	4	4	9	4	5
Erreur	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
d	22	23	24	25	26	27	28	29	30	
V-prv	5	4	3	3	4	4	5	7	4	
V-obs	5	4	3	4	4	4	5	7	4	
Erreur	0	0	0	1	0	0	0	0	0	

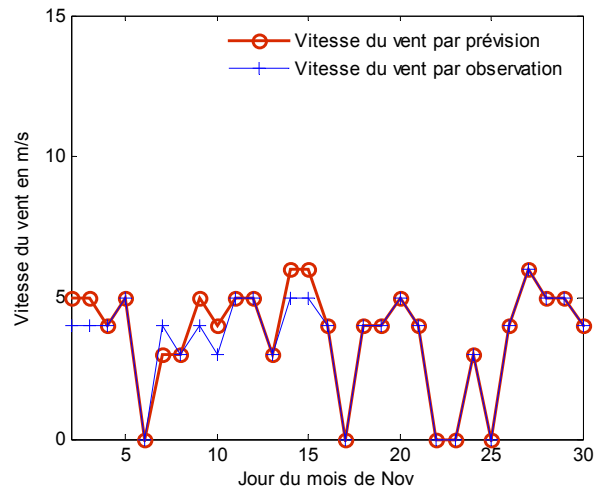


Figure 7.29-Evolution de la vitesse du vent calculée et la vitesse du vent Observée pour le mois de Nov à 9h

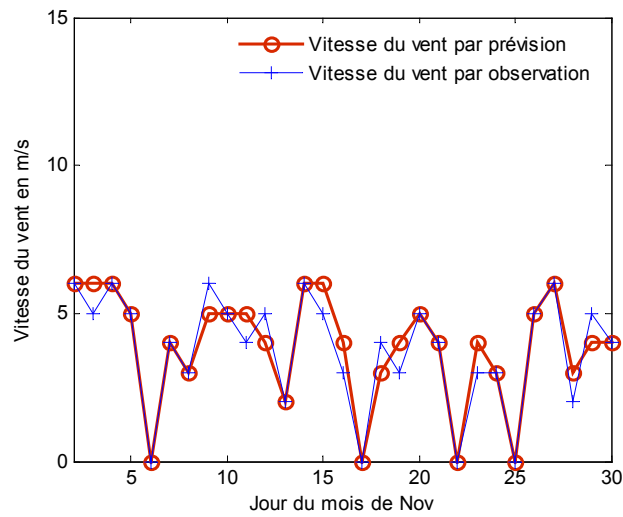


Figure 7.30-Evolution de la vitesse du vent calculée et la vitesse du vent Observée pour le mois de Nov à 13h

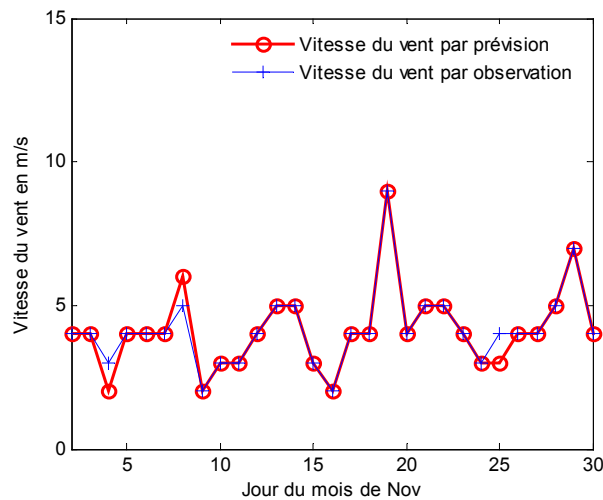


Figure 7.31-Evolution de la vitesse du vent calculée et la vitesse du vent Observée pour le mois de Nov à 22h

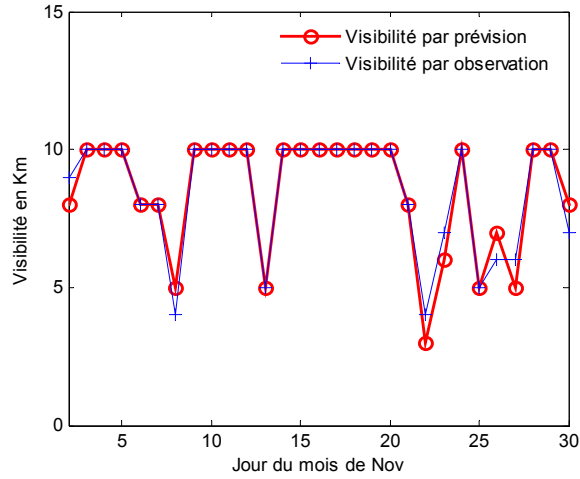


Figure 7.32-Evolution de la visibilité calculée et la visibilité Observée pour le mois de Nov à 9h

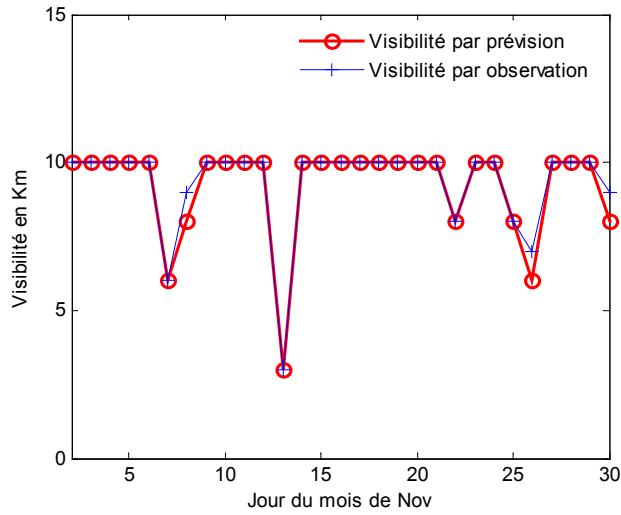


Figure 7.33-Evolution de la visibilité calculée et la visibilité Observée pour le mois de Nov à 13h

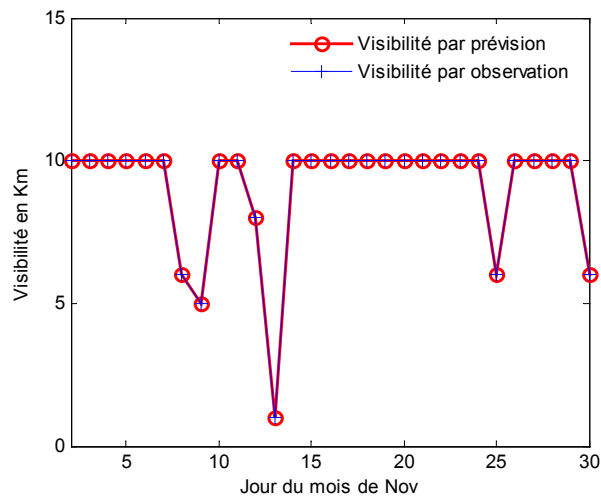


Figure 7.34-Evolution de la visibilité calculée et la visibilité Observée pour le mois de Nov à 22h

Présentation de l'erreur maximale pour chaque paramètre
 Pour $h = 9h$, $h = 13h$ et $h = 22h$

Paramètre météo	$h = 9h$	$h = 13h$	$h = 22h$
Erreur max sur la Pression (hpa)	2.9	1.6	1.1
Erreur max sur la Température (°C)	2	2	2
Erreur max sur la Température de rosée (°C)	2	2	2
Erreur max sur la Direction du vent (deg)	20	0	0
Erreur max sur la Vitesse du vent (m/s)	1	2	1
Erreur max sur la Visibilité (Km)	1	1	0

Pour ce test on peut conclure que les prévisions obtenues sont acceptables.

CONCLUSION

Les travaux présentés dans ce mémoire avaient pour objectif la définition d'une méthode de prévisions météorologiques d'aérodrome. Cela signifie que ces prévisions doivent être fournies d'une façon régulière (au minimum chaque heure) en utilisant des archives d'observation (metar) et pour cela on a choisi l'aéroport Houari Boumediene pour cause de disponibilité de données météorologiques. Ces prévisions ne remplacent nullement les TAF, mais elles peuvent aider les prévisionnistes à augmenter la précision des TAF.

On peut généraliser ce type de prévision pour tous les aéroports du territoire national soit au niveau des aéroports ou au niveau du CCR (centre de contrôle régional) et cela en utilisant les archives de metar pour chaque aéroport au niveau du CCR pour que le contrôleur aérien puisse informer les pilotes des conditions météorologiques de l'aéroport de destination ou de n'importe quel autre aéroport du territoire national.

En se basant sur notre recherche bibliographique sur la fusion de données, sur les différentes théories mathématiques de fusion et surtout sur les articles de DIDIER DUBOIS concernant la théorie des possibilités et l'utilisation des similarités pour comparer la situation météorologique actuelle avec des situation passées appartenant à notre base de données (archives de metar). Plus la taille de l'archive est grande plus on aura des situations analogues car dans un message metar on a plusieurs paramètres pour lesquels on doit effectuer la tâche de prévision.

On a proposé une méthode de prévision par la conception d'un algorithme de calcul des prévisions météorologiques d'aérodrome concernant la pression atmosphérique, la température, la température de rosée, la direction du vent, la vitesse du vent et la visibilité pour chaque heure de la journée et pour cela on s'est basé sur deux approches différentes de modélisation des données et pour valider ou vérifier notre algorithme on a comparé les résultats obtenus avec les observations et pour tester notre algorithme on a suivi la méthode suivante :

- Faire une prévision pour un jour d et une heure $(h + i)$, i étant le nombre d'heure suivant l'heure h en supposant qu'on dispose des observations jusqu'à $(h - 1)$.
- Faire une prévision pour tous les jours d'un mois à la même heure h .

Les différents tests ont donné des résultats concluants.

On voit bien que la fusion de données présente un cadre théorique idéale pour effectuer des prévisions météorologiques par la méthode empirique (analogique) et cela en augmentant le champs des données .Pour notre cas on a utilisé comme données (observation) les archives de metar , mais on peut associer à ces données d'autres observations comme les cartes météorologiques et les autres messages d'observation comme le SPECI , le SIGMET.On peut aussi utiliser la fusion de données pour prévenir les vents de cisaillement (windshear).

APPENDICE A

LISTE DES SYMBOLES ET DES ABREVIATIONS

Dv	: Direction du vent.
E	: l'ensemble de valeurs possibles pour t_0 .
M	: Mémoire de base (base des cas).
P	: Pression atmosphérique.
Poss(i,j)	: Possibilité du cas j suivant la première approche.
Poss(j)	: Possibilité du cas j suivant la deuxième approche
RBC	: Raisonnement à base des cas.
Sp	: Le sous-ensemble d'attribut de la description des problèmes.
S(s ₁ ,s ₂)	: Similarité entre s ₁ et s ₂ .
T	: Température.
Tp	: Le sous-ensemble d'attribut de la description des solution (résultats).
T _R	: Température de rosée.
V	: Vitesse du vent.
Vs	: Visibilité.
$\mu_{E_{DV}}$: Fonction d'appartenance de la similarité de la direction du vent.
μ_{E_P}	: Fonction d'appartenance de la similarité de la pression.
μ_{E_T}	: Fonction d'appartenance de la similarité de la température.
$\mu_{E_{TR}}$: Fonction d'appartenance de la similarité de la température de rosée.
μ_{E_V}	: Fonction d'appartenance de la similarité de la vitesse du vent.
$\mu_{E_{Vs}}$: Fonction d'appartenance de la similarité de la visibilité.

APPENDICE B

PREMIER PROGRAMME

Programme de calcul des prévisions suivant la première approche avec Matlab

```
clc;clear all;load datavrac.mat;
format short g;
alpha=input('donner le seuil alpha =');
m=input('donner le mois m=');
M=yt04;
d=input('donner le jour d=');
if m==6
    d=24*d-1;
elseif m==7
    d=30*24+24*(d-1)-1;
elseif m==8
    d=59*24+24*d-2;
elseif m==9
    d=59*24+29*24+24*d-2;
elseif m==10
    d=59*24+29*24+24*30+24*d-2;
elseif m==11
    d=59*24+29*24+24*30+24*25+24*(d-1)-1;
end
l=length(yt04);
D=M(1:l,:);
v=d;
h=input('donner l'heure h=');
D1=D((1:d-23+h),:);
t=input('donner les heures pour la prevision t=');
%
% calcul des distances (similarity) entre les différentes données du metar
% tel que la pression atmosphérique,la température ambiante,la
% température de rosée,la direction du vent,la vitesse du vent et la
% visibilité.
%
E1=[];E2=[];E3=[];E4=[];E5=[];E6=[];mp=[];mt=[];mtr=[];mdv=[];mvit=[];mvis=[];
for i=1:l-d-23+h-1
    E1=[E1,(D((d-23+h),3)- D((d-23+h-i),3))/10];
    E2=[E2,(D((d-23+h),4)-D((d-23+h-i),4))];
    E3=[E3,(D((d-23+h),5)-D((d-23+h-i),5))];
    E4=[E4,(D((d-23+h),7)-D((d-23+h-i),7))];
    E5=[E5,(D((d-23+h),8)-D((d-23+h-i),8))];
    E6=[E6,(D((d-23+h),9)-D((d-23+h-i),9))];
end
EE1=E1(:);EE2=E2(:);EE3=E3(:);EE4=E4(:);EE5=E5(:);EE6=E6(:);
%
% fuzzification la distance(similarity) de la pression atmosphérique
%
for i= 1:l-d-23+h-1
    mp =[mp, trapmf(EE1(i),[-2 -0.01 0.01 2]));
end
%
% fuzzification la distance(similarity) de la température
%
for i= 1:l-d-23+h-1
    mt=[mt,trapmf(EE2(i),[-1 -0.1 0.1 1]));
end
%
% fuzzification la distance(similarity) de la température de rosée
%
for i= 1:l-d-23+h-1
    mtr=[mtr,trapmf(EE3(i),[-2 -0.5 0.5 2]));
```

```

end
%
% fuzzification la distance(similarity) de la direction du vent
%
for i= 1:1:d-23+h-1
mdv=[mdv,dsigmf(EE4(i),[5 -20 5 20]));
end
%
% fuzzification la distance(similarity) de la vitesse du vent
%
for i= 1:1:d-23+h-1
mvit=[mvit,trapmf(EE5(i),[-15 -1.5 1.5 15]));
end
%
% fuzzification la distance(similarity) de la visibilité
%
for i= 1:1:d-23+h-1
mvis=[mvis,trapmf(EE6(i),[-10 -2 2 10]));
end
%
B=[mp;mt;mtr;mdv;mvit;mvis];
C=min(B);
[C,index]=sort(C(:));
H1=flipud(C(:));
T=flipud(index);
K1=length(T);
TI=T(1);
bk=find(H1 >= alpha);
k=length(bk);
poss=H1(1:k,1);
%
% défuzzification en appliquant la méthode du barycentre
%
den=0;
pprev=0;
tprev=0;
trprev=0;
dvpdev=0;
vitprev=0;
visprev=0;
pprevp=[];
pprevt=[];
pprevtr=[];
pprevdv=[];
pprevvit=[];
pprevvis=[];
for j=1:t
for i=1:k
pfut(h+j)=poss(i)*D((TI+j),3);
tfut(h+j)=poss(i)*D((TI+j),4);
trfut(h+j)=poss(i)*D((TI+j),5);
dvpdev(h+j)=poss(i)*D((TI+j),7);
vitfut(h+j)=poss(i)*D((TI+j),8);
visfut(h+j)=poss(i)*D((TI+j),9);
den=den+poss(i);
pprev=(pprev+pfut(h+j));
tprev=tprev+tfut(h+j);
trprev=trprev+trfut(h+j);
dvpdev=dvpdev+dvpdev(h+j);
vitprev=vitprev+vitfut(h+j);
visprev=visprev+visfut(h+j);
prevp=pprev/den;
prevt=tprev/den;
preptr=trprev/den;
prepdv=dvpdev/den;
prevvit=vitprev/den;
prevvis=visprev/den;

```

```

end
pprevp=[pprevp,pprev/den];
pprevt=[pprevt,tprev/den];
pprevtr=[pprevtr,tprev/den];
pprevdv=[pprevdv,dvprev/den];
pprevvit=[pprevvit,vitprev/den];
pprevvis=[pprevvis,visprev/den];
%
%affichage des résultats et comparaison avec les observations au temps h+1
%
prevision=[prevp,prevt,prevtr,prevdv,prevvit,prevvis];

fprintf('
');
fprintf('\nParametre | h de prev | prevision | parametre observé\n');
fprintf('
');
fprintf('Pression | %5.2f | %5.2f hp | %5.2f hp \n',[h+j,prevision(1,1),D((d-23+h+j),3)]);
% fprintf('
');
fprintf('Température | %5.2f | %5.2f °C | %5.2f °C \n',[h+j,prevision(1,2),D((d-23+h+j),4)]);
% fprintf('
');
fprintf('Temp-rosée | %5.2f | %5.2f °C | %5.2f °C \n',[h+j,prevision(1,3),D((d-23+h+j),5)]);
% fprintf('
');
fprintf('Direct-vent | %5.2f | %5.2f Deg | %5.2f Deg \n',[h+j,prevision(1,4),D((d-23+h+j),7)]);
% fprintf('
');
fprintf('Vitesse-vent | %5.2f | %5.2f m/s | %5.2f m/s \n',[h+j,prevision(1,5),D((d-23+h+j),8)]);
% fprintf('
');
fprintf('Visibilité | %5.2f | %5.2f Km | %5.2f Km \n',[h+j,prevision(1,6),D((d-23+h+j),9)]);
fprintf('
');
end
pprevp1=pprevp;
pprevt1=pprevt;
pprevtr1=pprevtr;
pprevdv1=pprevdv;
pprevvit1=pprevvit;
pprevvis1=pprevvis;
j=1:t;
subplot(3,3,1);
plot(h+j,pprevp1,'r',h+j,D((d-23+h+j),3),'b+');axis([h+1 h+t 1000 1030]);
subplot(3,3,2);
plot(h+j,pprevt1,'r',h+j,D((d-23+h+j),4),'b+');axis([h h+t -10 45]);
subplot(3,3,3);
plot(h+j,pprevtr1,'r',h+j,D((d-23+h+j),5),'b+');axis([h h+t -10 40]);
subplot(3,3,4);
plot(h+j,pprevdv1,'r',h+j,D((d-23+h+j),7),'b+');axis([h h+t -10 80]);
subplot(3,3,5);
plot(h+j,pprevvit1,'r',h+j,D((d-23+h+j),8),'b+');axis([h h+t -2 30]);
subplot(3,3,6);
plot(h+j,pprevvis1,'r',h+j,D((d-23+h+j),9),'b+');axis([h h+t 0 20]);

```


APPENDICE C

DEUXIEME PROGRAMME

Programme de calcul des prévisions suivant la deuxième approche avec Matlab

```
clear all;clc
load data.mat;format short g;
pobs=[];tobs=[];trobs=[];dvobs=[];vitobs=[];visobs=[];
alpha=input('donner le seuil alpha =');
m=input('donner le mois m=');M=Y04{m,1};
d=input('donner le jour d=');D=M{d,1};
h=input('donner l'heure h=');H=D(h+1,:);
if m==7
    d=30+d;
elseif m==8
    d=59+d;
elseif m==9
    d=59+29+d
    elseif m==10
    d=59+29+30+d;
elseif m==11
    d=59+29+30+25+d-1;
end
l=d-1;
t=input('donner les heures pour la prevision t=');
%
% calcul des distances (similarity) entre les differentes données du metar
% tel que la pression athmosphérique,la température ambiante,la
% température de rosée,la direction du vent,la vitesse du vent et la
% visibilité.
%
E1=[];E2=[];E3=[];E4=[];E5=[];E6=[];mp=[];mt=[];mtr=[];
mdv=[];mvit=[];mvis=[];
for n=l:-1:1
    for i=(h+1):-1:1
        E1=[E1,-abs(Y04{m,1}{d,1}(i,3)-Y04{m,1}{n,1}(i,3))/10];
        E2=[E2,-abs(Y04{m,1}{d,1}(i,4)-Y04{m,1}{n,1}(i,4))];
        E3=[E3,-abs(Y04{m,1}{d,1}(i,5)-Y04{m,1}{n,1}(i,5))];
        E4=[E4,-abs(Y04{m,1}{d,1}(i,7)-Y04{m,1}{n,1}(i,7))];
        E5=[E5,-3.6*abs(Y04{m,1}{d,1}(i,8)-Y04{m,1}{n,1}(i,8))];
        E6=[E6,-abs(Y04{m,1}{d,1}(i,8)-Y04{m,1}{n,1}(i,9))];
    end
end
EE1=reshape(E1,h+1,1);EE2=reshape(E2,h+1,1);EE3=reshape(E3,h+1,1);
EE4=reshape(E4,h+1,1);EE5=reshape(E5,h+1,1);EE6=reshape(E6,h+1,1);
%
%
% fuzzification de la distance(similarity) de la pression athmosphérique
%
for n=l:-1:1
    for i=(h+1):-1:1
        mp=[mp, trapmf(EE1(i,n),[-1 -0.01 0.01 1])];
    end
end
%
% fuzzification de la distance(similarity) de la température
%
for n=l:-1:1
    for i=(h+1):-1:1
        mt=[mt,trapmf(EE2(i,n),[-1 -0.1 0.1 1])];
    end
end
end
```

```

%
% fuzzification de la distance(similarity) de la température de rosée
%
for n=l:-1:1
    for i=(h+1):-1:1
        mtr=[mtr,trapmf(EE3(i,n),[-2 -0.5 0.5 2]));
    end
end
%
% fuzzification de la distance(similarity) de la direction du vent
%
for n=l:-1:1
    for i=(h+1):-1:1
        mdv=[mdv,dsigmf(EE4(i,n),[5 -40 5 40]));
    end
end
%
% fuzzification de la distance(similarity) de la vitesse du vent
%
for n=l:-1:1
    for i=(h+1):-1:1
        mvit=[mvit,trapmf(EE5(i,n),[-2 -0.5 0.5 2]));
    end
end
%
% fuzzification de la distance(similarity) de la visibilité
%
for n=l:-1:1
    for i=(h+1):-1:1
        mvis=[mvis,trapmf(EE6(i,n),[-11 -2 2 11]));
    end
end
%
% Calcul de la possibilité et recherche des k voisins les plus proches
%
MP= reshape(mp,h+1,1);MT=reshape(mt,h+1,1);MTR=reshape(mtr,h+1,1);
MDV=reshape(mdv,h+1,1);MVIT=reshape(mvit,h+1,1);MVIS=reshape(mvis,h+1,1);
%
fmp=min(MP);fmt=min(MT);fmtr=min(MTR);fmdv=min(MDV);
fmvit=min(MVIT);fmvis=min(MVIS);
B=[fmp;fmt;fmtr;fmdv;fmvit;fmvis];
C=min(B);
[C,index]=sort(C(:));
H1=flipud(C(:));
T=flipud(index);
K1=length(T);
TI=T(1);
bk=find(H1 >= alpha);
k=length(bk);
poss=H1(1:k,1);
%
% défuzzification en appliquant la méthode du barycentre
%
den=0;pprev=0;tprev=0;trprev=0;dvprev=0;vitprev=0;visprev=0;
pprevp=[];pprevt=[];pprevtr=[];pprevdv=[];pprevvit=[];pprevvis=[];
for j=1:t
    for i=1:k
        pfut(h+j)=poss(i)*M{T(i),1}(h+j,3);
        tfut(h+j)=poss(i)*M{T(i),1}(h+j,4);
        trfut(h+j)=poss(i)*M{T(i),1}(h+j,5);
        dvfut(h+j)=poss(i)*M{T(i),1}(h+j,7);
        vitfut(h+j)=poss(i)*M{T(i),1}(h+j,8);
        visfut(h+j)=poss(i)*M{T(i),1}(h+j,9);
        den=den+poss(i);
        pprev=(pprev+pfut(h+j));
        tprev=tprev+tfut(h+j);
        trprev=trprev+trfut(h+j);
    end
end

```

```

dyprev=dvprev+dvfut(h+j);
vitprev=vitprev+vitfut(h+j);
visprev=visprev+visfut(h+j);
prevp=pprev/den;
prevt=tprev/den;
prevtr=trprev/den;
prevdv=dvprev/den;
prevvit=vitprev/den;
prevvis=visprev/den;
end
pprevp=[pprevp,pprev/den];pprevt=[pprevt,tprev/den];
pprevtr=[pprevtr,tprev/den];pprevdv=[pprevdv,dvprev/den];
pprevvit=[pprevvit,vitprev/den];pprevvis=[pprevvis,visprev/den];
%
%affichage des résultats et comparaison avec les observations au temps h+1
%
fprintf('\n h de prev    prevision    parametre observé    \n');
fprintf('
%5.2f          %5.2f hp    %5.2f hp \n',[h+j,previson(1,1),Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,3)]);
%5.2f          %5.2f °C    %5.2f °C \n',[h+j,previson(1,2),Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,4)]);
%5.2f          %5.2f °C    %5.2f °C \n',[h+j,previson(1,3),Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,5)]);
%5.2f          %5.2f Deg    %5.2f Deg \n',[h+j,previson(1,4),Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,7)]);
%5.2f          %5.2f m/s    %5.2f m/s \n',[h+j,previson(1,5),Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,8)]);
%5.2f          %5.2f Km    %5.2f Km \n',[h+j,previson(1,6),Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,9)]);
pobs=[pobs,Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,3)];tobs=[tobs,Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,4)];
trobs=[trobs,Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,5)];dvobs=[dvobs,Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,7)];
vitobs=[vitobs,Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,8)];visobs=[visobs,Y04{m,1}{d,1}(h+j+1,9)];
end
pprevp1=pprevp;pprevt1=pprevt;pprevtr1=pprevtr;
pprevdv1=pprevdv;pprevvit1=pprevvit;pprevvis1=pprevvis;
j=1:t;
subplot(3,3,1);
plot(h+j,pprevp1,'r',h+j,pobs,'b+');axis([h h+t 1000 1025]);
subplot(3,3,2);
plot(h+j,pprevt1,'r',h+j,tobs,'b+');axis([h h+t -10 45]);
subplot(3,3,3);
plot(h+j,pprevtr1,'r',h+j,trobs,'b+');axis([h h+t -10 40]);
subplot(3,3,4);
plot(h+j,pprevdv1,'r',h+j,dvobs,'b+');axis([h h+t 0 60]);
subplot(3,3,5);
plot(h+j,pprevvit1,'r',h+j,vitobs,'b+');axis([h h+t 0 30]);
subplot(3,3,6);
plot(h+j,pprevvis1,'r',h+j,visobs,'b+');axis([h h+t 0 20]);

```

REFERENCES

1. Fuzzy set-based models in case-based reasoning
Didier DUBOIS*, Francesc ESTEVA**, Pere GARCIA**, Lluís GODO**,
Ramon LÓPEZ DE MÀNTARAS** and Henri PRADE*
Institut de Recherche en Informatique de Toulouse (IRIT), Université Paul Sabatier,
118 route de Narbonne, 31062 Toulouse Cedex 4, France
2. Selecting METARs to Verify Ceiling and Visibility Forecasts
Tressa L. Fowler*, Jamie T. Braid, and Anne Holmes
National Center for Atmospheric Research, Boulder, Colorado
3. Analog forecasting of ceiling and visibility using fuzzy sets.
Bjarne K. Hansen * Atmospheric Environment Service, Dartmouth, Nova Scotia
4. Fuzzy case-based prediction of cloud ceiling and visibility.
Bjarne K. Hansen *, Faculty of Computer Science
Dalhousie University, Halifax, N.S., Canada
Denis Riordan, Faculty of Computer Science
Dalhousie University, Halifax, N.S., Canada
5. Fuzzy Logic and Linear Programming Find Optimal Solutions for Meteorological Problems Bjarne Hansen April 1996
6. Instance-Based Prediction in the Framework of Possibility Theory
Eyke Hullermeier Statistics and Decision Theory University of Paderborn Germany
Didier Dubois, Henri Prade IRIT/CNRS ,Université Paul Sabatier Toulouse, France
7. Possibility theory, probability theory and multiplevalued logics: A clarification
Prof. Dr. Didier Dubois, University of Toulouse, France
8. Fuzzy Rules in Case-Based Reasoning Eyke Hullermeier, Didier Dubois, Henri Prade
IRIT- Institut de Recherche en Informatique de Toulouse, Université Paul Sabatier
118, route de Narbonne F-31062 Toulouse Cedex 4 feyke ,dubois ,prade g@irit.fr
9. Des modèles informatiques du raisonnement par analogie Jean Lieber, 'equipe Or
Orpailleur pailleur, LORIA (laboratoire lorrain de recherche en informatique et ses
applications, UMR 7503 CNRS - INPL - INRIA - UHP UHP, Nancy 1 - Nancy 2)
Vandœuvrel` Nancy lieber@loria.fr

10. Weather Prediction Using Case-Based Reasoning and Fuzzy Set Theory
Bjarne K. Hansen and Denis Riordan *New Brunswick Weather Centre
Meteorological Service of Canada, Environment Canada 77 Westmorland Street,
Suite 400 Fredericton, New Brunswick, Canada E3B 6Z3 bjarne.hansen@ec.gc.ca
Faculty of Computer Science Dalhousie University 6050 University Avenue
Halifax, Nova Scotia, Canada B3H 1W5 riordan@cs.dal.ca
11. A fuzzy case-based system for weather prediction
Denis Riordan* and Bjarne K Hansen†
Faculty of Computer Science, Dalhousie University, 6050 University Avenue,
Halifax, Nova Scotia, Canada, B3H 1W5 Faculty of Computer Science, Dalhousie
University, Canada. Email: bjarne@cs.dal.ca
12. Towards a Fuzzy Spatial Database for Nowcasting
Norbert Driedger and Brian Greaves
Meteorological Service of Canada, King Weather Radar Research Station,
14780 Jane St., King City, Ontario, Canada L7B 1A3
Norbert.Driedger, Brian.Greavesg@eg.gc.ca
13. Intelligent Agents in the Australian Bureau of Meteorology
Sandy Dance Australian Bureau of Meteorology Research Centre
150 Lonsdale St Melbourne, VIC 3000, Australia S.Dance@bom.gov.au
Malcolm Gorman Australian Bureau of Meteorology 150 Lonsdale St
Melbourne, VIC 3000, Australia
M.Gorman@bom.gov.au
14. ITS Data Fusion by Daniel .J. Dailey, Patricia Harn, and Po-Jung Lin
ITS Research Program College of Engineering, Box 352500
University of Washington Seattle, Washington 98195-2500
Washington State Transportation Center (TRAC) University of Washington, Box
354802 University District Building 1107 N.E. 45th Street, Suite 535
Seattle, Washington 98105-4631 Washington State Department of Transportation
Technical Monitor Pete Briglia Prepared for Washington State Transportation
Commission Department of Transportation and in cooperation with
U.S. Department of Transportation Federal Highway Administration April 1996
15. METEO France ,messages d'observation et de prévisions d'aérodromes, guide
d'utilisation des codes (édition Mars 2003).
16. Fusion de données pour l'aide à la prévision des crues IRIT-TCI
Petiot Guillaume Dalle Patrice IRIT-TCI, Université Paul Sabatier, 118 route de
Narbonne, 31062, Toulouse Cedex 4, France.petiot@irit.fr, dalle@irit.fr
17. Sequent calculus and data fusion Claudio Sossai , Paolo Bison, Gaetano Chemello
Consiglio Naz. delle Recherche, Ladseb-CNR, Corso Stati Uniti 4, I-35127 Padova,
Italy Received 5 August 1998; received in revised form 20 March 2000; accepted 9
April 2000

18. Information Acquisition in Data Fusion Systems
 Ronnie Johansson TRITA-NA-0328
 Licentiate Thesis Royal Institute of Technology, Department of Numerical Analysis
 and Computer Science
 Ronnie Johansson, november 2003

19. Architecture of the mercury mesoscale meteorological data fusion.
 C. Fields, C. Cavendish, M. Coombs, T. Eskridge, R. Hartley, H. Pfeiffer, and C.
 Soderlund Knowledge Systems Group, Computing Research Laboratory
 New Mexico State University, Las Cruces, NM 88003-OWI USA
 S. Kirby and G. McWilliams U.S. Army Atmospheric Sciences Laboratory
 White Sands Missile Range, NM 88002-5501 USA

20. Data fusion application from evidential databases as a support for decision making
 Abdelkader Telmoudi, Salem Chakharb,
 Ecole Nationale d'Ingénieurs de Tunis, B.P: 37 Le Belvédère 1002 Tunis, Tunisia
 Lamsade, Université de Paris Dauphine, Place du Mal de Lattre de Tassigny, 75775
 Paris Cedex 16-France Received 4 April 2003

21. Fuzzy logic approach for description of meteorological impacts on urban air
 pollution species: a Hong Kong case study
 Oleg M. Pokrovskya,*, Roger H.F. Kwokb, C.N. Ngc
 Main Geophysical Observatory, Karbyshev str. 7, St. Petersburg 194021, Russia
 City University of Hong Kong, 83 Tat Chee Av., Kowloon Tong, Hong Kong,
 People's Republic of China The University of Hong Kong, Pokfulam Road, Hong
 Kong, People's Republic of China
 Received 12 January 1999; accepted 20 June 2000

22. Distributed data fusion for real-time crowding estimation
 Carlo S. Regazzoni, Alessandra Electronic Engineering (DIBE). Unicersil?, of Genoa,
 Via all'opera Pia I IA, I-16145 Gmova. Italy
 Received 31 October 1994; revised 4 December 1995

23. Combining fuzzy sets: The geometric consensus function family
 Vicenq Torra*Departament d'enginyeria informgttica Escola T~cnica Superior
 d'Enginyeria (ETSE), Universitat Rovira i Virgili,
 Carretera de Salou, s/n, 43006, Tarragona, Spain
 Received May 1994; revised June 1994

24. A framework for multi-source data fusion
 Ronald R. Yager Machine Intelligence Institute, 715, North Avenue, Iona College,
 New Rochelle, NY 10801, USA Received 8 May 2002; accepted 17 March 2003

25. Informations bipolaires, une introduction.
 DIDIER DUBOIS et HENRY PRADE
 I.R.I.T , Université PAUL SABATIER, 118 Route de NARBONNE 31062
 TOULOUSE Cedex 4, France

26. Adaptive data fusion of meteorological forecast modules.
Shel Gerding* and Bill Myers National Center for Atmospheric Research,
Boulder, CO, USA
27. A fuzzy logic system for automated short term aviation weather forecasts.
Tom Hicks *, Ted Crawford, Matt Wilson Harris Corporation, Melbourne,
Florida
28. Data Fusion in Decentralised Sensing Networks.
Hugh Durrant-Whyte and Mike Stevens Australian Centre for Field Robotics
The University of Sydney NSW 2006 <http://www.acfr.usyd.edu.au>
29. Data Fusion: from Primary Metrology to Process Measurement
Gavin Kelly National Physical Laboratory
Queens Road, Teddington TW11 0LW, United Kingdom Gavin.Kelly@npl.co.uk
30. Fuzzy Logic and Linear Programming Find Optimal Solutions for Meteorological
Problems Bjarne Hansen April 1996
31. La similarité une notion symbolique et numérique.
Gilles Bisson IMAG-CNRS, Projet SHERPA
Unité de recherche INRIA Rhône-Alpes ZIRST, 655 avenue de l'Europe
38330 Saint Martin – France E-mail : gilles.bisson@imag.fr
32. Evaluation of Ceiling and Visibility Prediction: Preliminary Results over the
California Coast using COAMPS
D. Geiszler*¹, J. Cook², P. Tag², W. Thompson², R. Bankert², and J. Schmidt²
Science Applications International Corporation (SAIC)
550 Camino El Estero, Suite 205 Monterey, CA 93940 daniel.geiszler@saic.com
33. Selecting METARs to Verify Ceiling and Visibility Forecasts
Tressa L. Fowler*, Jamie T. Braid, and Anne Holmes
National Center for Atmospheric Research, Boulder, Colorado
34. Méthodes numériques en fusion de données
Isabelle Bloch : Ecole Nationale supérieure des Télécommunications CNRS URA
820 Département Traitement du signal et des images 46 rue Barrault, 75013 Paris.
journée spécialisée du 24/10/2002
35. Fusion de données, Concepts et méthodes Nour Eddin EL FAOUZI
Rapport de synthèse LICIT / INRETS Décembre 2000
36. Murtha, J. (1995) Applications of fuzzy logic in operational meteorology,
scientific services and Professional Development Newsletter, Canadian Forces weather
Service.

37. Patton, R. (1996) Analysis of user requirement for commercial/transport aviation, Forecasting Research Technical Report No. 204, Meteorological Office, Bracknell, Berkshire, United Kingdom.
38. Cain, T., Pazzani, M. J., and Silverstein, G. (1991) Using domain knowledge to Influence similarity judgement. In Proceedings of the Case-Based Reasoning
39. Christopherson, D. (1998) Artificial intelligence in the weather forecast office-One forecaster's view, Preprints of the 1st Conference on Artificial Intelligence, American Meteorological Society, 136–143.
40. Conway, B.J. (1989) Expert systems and weather forecasting, Meteorological Magazine, 118,23–30.
41. Dubois, D., Esteva, F., Garcia, P., Godo, L., de Mantaras, L., and Prade, H. (1997) Fuzzy modelling of case-based reasoning and decision, Case-Based Reasoning Research and Development, Proceedings of the 2nd International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR-97); Leake, D. B., and Plaza, E. (eds.), Springer Verlag, Berlin. 599–610.
42. Forbus, K. (1991) MAC/FAC: A model of similarity-based retrieval, Proceedings of the Thirteenth Annual Conference of the Cognitive Science Society, Chicago, Lawrence Earlbaum, 504–509.
43. Gollvik, S., and Olsson, E. (1993) NORTAF: Computer generated aerodrome forecasts, 5th International Conference on Aviation Weather Systems, American Meteorological Society, 335–338.
44. Keller, J., Smith, C., and Wilson, F. W. (1995) Applications of column models for Terminal weather nowcasts, Preprints of the 6th Conference on Aviation Weather Systems, American Meteorological Society, 66–71.
45. Kilpinen, J. (1993) The combination of forecasts in an automated aviation weather Forecasting system, 5th International Conference on Aviation Weather Systems, American Meteorological Society, 339–340.
46. Kumar, V. R., Chung, C. Y. C., and Lindley, C. A. (1994) Toward building and expert system for weather forecasting operations, Expert Systems with Applications, Vol. 7, No. 2, Permagon, Elsevier Science Ltd., 373–381.
47. Liao T. W., Zhang Z., and Mount, C. R. (1998) Similarity measures for retrieval in case-based reasoning systems, Applied Artificial Intelligence, 12, 267–288.
48. Meadows, N. (1997) TAF tools project-Phase one report, [specially commissioned for the Interagency Services Report], National Weather Services Directorate, Meteorological Service of Canada, Environment Canada

49. Whiffen, B. (1993) FTGEN - An automated FT production system, 5th International Conference on Aviation Weather Systems, American Meteorological Society, 327–330.
50. US National Weather Service Aviation Weather Center, URL http://www.awc.noaa.gov/awc/help/what_is_a_taf.html.
51. Conway, B.J. (1989) Expert systems and weather forecasting, Meteorological Magazine, 118,23–30.