



HAL
open science

Indexation guidée par les connaissances en imagerie médicale

Mohammad Homam Al Sun

► **To cite this version:**

Mohammad Homam Al Sun. Indexation guidée par les connaissances en imagerie médicale. Traitement des images [eess.IV]. Télécom Bretagne, Université de Bretagne Occidentale, 2012. Français. NNT : . tel-00719587

HAL Id: tel-00719587

<https://theses.hal.science/tel-00719587>

Submitted on 20 Jul 2012

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

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

N° d'ordre : 2012telb0226

Sous le sceau de l'Université européenne de Bretagne

Télécom Bretagne

En habilitation conjointe avec l'Université de Bretagne Occidentale

Ecole Doctorale – sicma

INDEXATION GUIDEE PAR LES CONNAISSANCES EN IMAGERIE MEDICALE

Thèse de Doctorat

Mention : STIC (Sciences et Technologies de l'Information et de la Communication)

Présentée par **Mohammad Homam Alsun**

Département : Image et Traitement de l'Information

Directeur de thèse : Basel Solaiman

Soutenue le 10 Janvier 2012

Jury :

M. Pascal Haignon, Professeur à Université de Rennes 1 (Président)
M. Jean-Paul Haton, Professeur à LORIA – Université de Nancy 1 (Rapporteur)
M. Kamel Hamrouni, Professeur à ENIT – Tunis Tunisie (Rapporteur)
M. Michel Robaszkiewicz, Professeur à CHRU – UBO – Brest (Examineur)
M. Basel Solaiman, Professeur à TELECOM Bretagne (Directeur de thèse)
M. Laurent Lecornu, Maître de conférences à TELECOM Bretagne (Examineur)
M. Jean Michel Cauvin, Docteur à CHRU – Brest (Invité)

Résumé

Dans ce travail de recherche, nous nous intéressons à l'exploitation des informations médicales pour l'aide à la décision diagnostique. Notre objectif est de définir un système capable de manipuler des données, des informations et des connaissances médicales d'une manière efficace afin fournir au médecin, à la sortie du système, des informations permettant de faciliter la prise de décision diagnostique. Dans un premier temps, nous abordons les deux phases essentielles dans un système d'aide au diagnostic : la phase de modélisation des connaissances et la phase de raisonnement ou des mécanismes de manipulation de ces connaissances modélisées.

Dans le cadre de ce travail, deux modes de raisonnement sont particulièrement considérés : le raisonnement par classification et le raisonnement par similarité. La modélisation des connaissances et le raisonnement sont abordés à la lumière de deux caractéristiques de l'information médicale qui sont : l'hétérogénéité et l'imperfection. Comme cadre général du système proposé, nous avons opté pour l'application de la théorie des possibilités grâce à ses avantages par rapport à d'autres théories de décision en termes de capacités de modélisation et de traitement des informations hétérogènes et imparfaites. En se basant sur cette théorie, nous avons proposé deux modèles possibilistes des connaissances médicales, et pour chaque modèle possibiliste proposé, nous avons discuté les deux types de raisonnement adoptés, par classification et par similarité.

Les performances du système d'aide au diagnostic proposé sont évaluées en considérant une application médicale endoscopique comportant deux bases : une base de connaissances constituée d'un ensemble des diagnostics et une base de cas de lésions. Les résultats obtenus sont très intéressants et montrent l'efficacité de la théorie des possibilités comme un cadre de représentation des connaissances médicales et comme outil de raisonnement diagnostique. De plus, l'approche proposée s'est montrée très efficace pour l'intégration de plusieurs sources des connaissances, pour la définition de la similarité entre cas et pour l'utilisation l'indice de confiance comme critère de décision (en termes de qualité des informations fournies au médecin).

Mots-Clés : Aide au diagnostic, Modélisation des connaissances médicales, Raisonnement par classification, Raisonnement à base de cas, Mesure de similarité, Théorie des possibilités, distribution de possibilité anormale.

Abstract

In this research, we focus on the exploitation of medical knowledge sources in order to support the diagnostic decision making. Our goal is to define a medical diagnostic decision support system capable to handle medical data, information and knowledge in an efficient manner to provide the physician, in the system's output, information permitting to facilitate diagnostic decision-making. Initially, we address the two main issues in a medical diagnostic decision support system: medical knowledge representation and reasoning mechanisms adapted to the considered representation model.

In this work, two modes of reasoning are particularly considered: Classification based reasoning and Similarity based reasoning (Case based reasoning). Knowledge representation and reasoning are discussed in the light of two characteristics of medical information: the heterogeneity and imperfection. As a general framework of the proposed system, we considered the application of the possibility theory thanks to its advantages compared to other decision support theories in terms of capability of handling and processing of heterogeneous and imperfect information. Based on this theory, we proposed two possibilistic models for medical knowledge representation, and for each proposed possibilistic model, we have discussed the two adopted types of reasoning by classification and by similarity.

The performance of the proposed system is evaluated by considering an endoscopic medical application with two bases: a knowledge base consisting of a set of diagnostics and lesions (case) base. The results are very promising and show the effectiveness of possibility theory as a framework for knowledge representation as well as a tool for medical and diagnostic reasoning. In addition, the proposed approach has been very effective in the integration of multiple sources of knowledge, in order to define the similarity between cases and the use of the confidence index as a decision criterion (in terms of quality of information provided to the physician).

Keywords: Medical decision support systems, Medical knowledge representation, Classification based reasoning, Case based reasoning, Similarity measure, Possibility theory, Sub-normal possibility distribution.

Remerciement

*Ce travail de recherche s'est déroulé au département Image et Traitement de l'Information à l'Ecole Telecom Bretagne, et a été financé par le Ministère Syrien de la Santé. Cette thèse est dirigée par le Professeur **Bassel SOLAIMAN**, chef du département ITI (Images et Traitement de l'Information) à Télécom Bretagne.*

*En premier lieu, j'adresse mes sincères remerciements à Monsieur **Bassel SOLAIMAN**, pour sa disponibilité et ses précieux conseils. Sans lui ce travail n'aurait jamais aboutit. Je lui suis reconnaissant d'avoir toujours répondu présent à mes sollicitations, liées à mes activités scientifiques. Son expérience de la recherche, ses conseils et encouragements m'ont été très précieux tout au long de cette thèse.*

*Je voudrais exprimer toute ma reconnaissance au **Ministère Syrien de la Santé**, qui m'a financé tout au long de ce travail de recherche.*

*Je remercie les professeurs M. **Jean-Paul HATON** et M. **Kamel HAMROUNI** pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ce travail.*

*Je remercie également les professeurs M. **Pascal HAIGRON**, M. **Michel ROBASZKIEWICZ** et M. **Jean Michel CAUVIN** pour avoir accepté de participer à mon jury de thèse.*

*Je remercie toute l'équipe du département ITI, qui m'a accompagné au cours des années de thèse, et particulièrement M. **Shaban ALMOUAHED**, pour son aide en ce qui concerne la partie de programmation.*

*Enfin, un grand merci à toute ma famille et surtout à mes **parents**, qui m'ont soutenu tout au long de la période de cette thèse, et particulièrement à ma petite famille : ma femme **Marwa HASANATO**,*

*mes enfants **Omar**, **Lamare** et **Fajr**, qui m'ont aidé beaucoup par leur patience et leurs encouragements.*

Merci aussi à mes amis, qui m'ont énormément soutenu tout au long de ce travail. Leurs encouragements m'ont été d'une grande utilité.

Table des matières

Résumé

Abstract

Remerciement

Introduction générale

Chapitre 1 : Aide au diagnostic médical 22

1.1.	Diagnostic médical	23
1.2.	Système d'aide au diagnostic médical	24
1.2.1.	Système de raisonnement par similarité	25
1.2.2.	Exemples de systèmes de raisonnement par similarité	27
1.2.3.	Systèmes de raisonnement par classification	28
1.2.4.	Exemples des systèmes de raisonnement par classification.....	30
1.3.	Problématique.....	30
1.4.	Notre contribution.....	31
1.5.	Conclusion.....	32

Chapitre 2 : Théorie des possibilités 34

2.1.	Imperfection, Hétérogénéité	35
2.2.	Cadres mathématiques	36
2.2.1.	Théorie des probabilités	37
2.2.2.	Théorie d'évidence	37
2.2.3.	Théorie des ensembles flous.....	38
2.3.	Théorie des possibilités.....	39
2.3.1.	Distribution de possibilité	39
2.3.2.	Hauteur.....	40

2.3.3.	Mesure de possibilité – Mesure de nécessité	40
2.3.4.	Transformation Distribution de probabilité \Rightarrow distribution de possibilité	42
2.3.5.	Possibilité conjointe – Possibilité marginale	43
2.3.6.	Fusion d'informations dans un cadre possibiliste	43
2.3.7.	Possibilité conditionnelle	46
2.4.	Distribution de possibilité anormale	51
2.4.1.	Méthodes de normalisation	53
2.4.2.	Approches appliquées directement sur une distribution de possibilité anormale.....	57
2.4.3.	Etude comparative des propriétés.....	60
2.5.	Mesures d'incertitude	62
2.5.1.	Spécificité S_p	62
2.5.2.	La mesure d'incertitude U	64
2.5.3.	Indice de confiance Ind	66
2.6.	Mesures de similarité.....	69
2.6.1.	Mesure de similarité δ	69
2.6.2.	Mesure de similarité <i>InfoAff</i>	69
2.6.3.	Mesure de similarité (SI)	70
2.7.	Critères de décision possibiliste.....	71
2.7.1.	Mesure de possibilité maximale	71
2.7.2.	Mesure de nécessité maximale	71
2.7.3.	Indice de confiance maximal.....	71
2.7.4.	Moyenne maximale	72
2.8.	Conclusion.....	72
Chapitre 3 : Modélisation possibiliste des connaissances médicales		74
3.1.	Introduction	75
3.2.	Modes de représentation des connaissances	76
3.2.1.	Schéma logique	76
3.2.2.	Schéma procédural	76
3.2.3.	Schéma de représentation en réseau	76
3.2.4.	Schéma structurel	77
3.3.	Représentation de connaissances médicales par l'expert.....	77
3.3.1.	Base de connaissances.....	77
3.3.2.	Base de cas	79
3.4.	Modélisation possibiliste des connaissances médicales.....	80

3.4.1.	Approche <i>directe</i>	84
3.4.2.	Approche <i>indirecte</i>	84
3.4.3.	Approche <i>couple</i>	87
3.4.4.	Exemple illustratif	88
3.5.	Conclusion	91
Chapitre 4 : Raisonnement possibiliste en diagnostic médical		93
4.1.	Introduction	94
4.2.	Confrontation entre un cas et un diagnostic	94
4.2.1.	Raisonnement possibiliste par classification	94
4.2.2.	Ordonnement et Evaluation	105
4.2.3.	Application endoscopique	105
4.3.	Confrontation entre cas	110
4.3.1.	Raisonnement possibiliste par similarité	110
4.3.2.	Ordonnement des cas similaires	116
4.3.3.	Application endoscopique	117
4.4.	Confrontation entre diagnostics	123
4.4.1.	Confrontation entre diagnostics dans une même base de connaissances	123
4.4.2.	Confrontation entre deux descriptions différentes du même diagnostic	125
4.4.3.	Application endoscopique	126
4.5.	Confrontation entre bases de connaissances	127
4.5.1.	Construction d'une base de connaissances possibiliste à partir d'une base de cas	128
4.5.2.	Confrontation possibiliste entre deux bases de connaissances	129
4.6.	Conclusion	130
Chapitre 5 : Conception globale d'un système d'aide au diagnostic médical		132
5.1.	Introduction	133
5.2.	Architecture du système proposé	135
5.2.1.	Base de cas	136
5.2.2.	Base de connaissances possibilistes	136
5.2.3.	Mécanismes de raisonnement	136
	Confrontation entre un cas et un diagnostic	137
5.2.4.	Entrées / Sorties du système	138
5.3.	Scénarii d'aide au diagnostic	138
5.3.1.	Recherche des cas similaires	138
5.3.2.	Recherche des diagnostics potentiels	139

5.3.3.	Recherche de la cohérence entre la base de cas et la base de connaissances	140
5.4.	Rapport diagnostique	142
5.5.	Validation globale.....	144
5.5.1.	Stratégie de validation	144
5.6.	Conclusion.....	159

Conclusion et Perspectives

Publications

Bibliographie

Liste des figures

Fig. 1.1 : Schéma général du système de raisonnement par similarité.....	25
Fig. 1.2 : Schéma général du système de raisonnement à base de connaissances.....	28
Fig. 1.3 : Schéma général du système d'aide au diagnostic proposé.....	32
Fig. 2.1 : Structure de l'information.....	35
Fig. 2.2 : Fusion conjonctive par l'opérateur <i>min</i>	44
Fig. 2.3 : Fusion disjonctive par l'opérateur <i>max</i>	45
Fig. 2.4 : Fusion adaptative.....	46
Fig. 2.5 : La fusion de deux distributions des possibilités non concordantes.....	51
Fig. 2.6 : Les connaissances véhiculées par une distribution de possibilité.....	52
Fig. 2.7 : Méthodes de normalisation d'une distribution de possibilité anormale.....	56
Fig. 3.1 : Description qualitative en utilisant des termes linguistiques.....	78
Fig. 3.2 : Projection d'une échelle qualitative en une échelle possibiliste.....	84
Fig. 3.3 : Projection d'une échelle qualitative en une échelle numérique.....	85
Fig. 3.4: Projection <i>indirecte</i> d'une échelle qualitative en possibiliste.....	86
Fig. 3.5 : Projection d'une échelle qualitative en une échelle numérique.....	87
Fig. 4.1 : Raisonnement possibiliste <i>indirect</i> par classification.....	96
Fig. 4.2 : Matrice de possibilités conjointes $[\pi]_{V,D}$	98
Fig. 4.3 : Les possibilités marginales obtenues de la matrice de possibilités conjointes $[\pi]_{V,D}$	98
Fig. 4.4 : Matrice de possibilités conditionnelles $[\pi]_{V D}$	99
Fig. 4.5 : Les possibilités marginales obtenues de la matrice de possibilités conditionnelles $[\pi]_{V D}$	99
Fig. 4.6 : Matrice de possibilités conditionnelles $[\pi]_{D V}$	99
Fig. 4.7 : Les possibilités marginales obtenues de la matrice de possibilités conditionnelles $[\pi]_{D V}$	99
Fig. 4.8 : Raisonnement possibiliste <i>couple</i> par classification.....	103
Fig. 4.9 : Représentation graphique de l'indice de confiance des diagnostics potentiels du cas B_1 selon les trois approches (<i>Zadeh</i>).....	108

Fig. 4.10 : Représentation graphique de l'indice de confiance des diagnostics potentiels du cas B_1 , selon les trois approches (<i>Nguyen</i>)	108
Fig. 4.11 : Raisonnement possibiliste <i>indirect</i> par similarité	112
Fig. 4.12 : Raisonnement possibiliste <i>couple</i> par similarité	115
Fig. 4.13 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 selon l'approche <i>classique</i>	120
Fig. 4.14 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 par l'approche <i>indirecte</i> et <i>Zadeh</i>	120
Fig. 4.15 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 par l'approche <i>couple</i> et <i>Zadeh</i>	121
Fig. 4.16 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 par l'approche <i>indirecte</i> et <i>Nguyen</i>	121
Fig. 4.17 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 par l'approche <i>couple</i> et <i>Nguyen</i>	122
Fig. 5.1 : Architecture conceptuelle du système proposé	135
Fig. 5.2 : Mesure de cohérence au niveau des paramètres pour le diagnostic <i>Tumeur_œsophage</i>	155
Fig. 5.3 : Mesure de cohérence au niveau des paramètres pour le diagnostic <i>Varices_estomac</i>	156
Fig. 5.4 : Cohérence entre les deux bases KB_1 et KB_2 au niveau de tous les paramètres	156
Fig. 5.5 : Mesure de cohérence, vision matricielle, de tous les diagnostics au niveau de tous les paramètres	157
Fig. 5.6 : Cohérence entre les deux bases KB_1 et KB_2 au niveau de tous les paramètres (Opérateur de fusion : <i>min</i>)	158
Fig. 5.7 : Cohérence entre deux bases KB_1 et KB_2 au niveau de tous les paramètres (Opérateur de fusion : <i>max</i>)	158
Fig. 5.8 : Cohérence entre deux bases KB_1 et KB_2 au niveau de tous les paramètres (Opérateur de fusion : <i>moyenne</i>)	159

Liste des tableaux

Tab. 2.1 : Définitions de possibilité conditionnelle.....	50
Tab. 2.2 : Comparaison entre les méthodes de normalisation	57
Tab. 2.3 : Comparaison entre les propositions de <i>Yager, Dubois</i> et <i>Klir</i>	60
Tab. 2.4 : Propriétés en fonction de la nature de la distribution de possibilité.....	61
Tab. 2.5 : Spécificité en fonction de la nature de la distribution de possibilité.....	64
Tab. 2.6 : Mesure U en fonction de la nature de la distribution de possibilité	66
Tab. 2.7 : Indice de confiance Ind en fonction de la nature de la distribution de possibilité	68
Tab. 2.8 : Mesures d'incertitude selon les méthodes de normalisation et la proposition de <i>Dubois</i>	68
Tab. 2.9 : Comparaison entre les méthodes de normalisation	73
Tab. 3.1 : Exemple de la description de diagnostics réalisée par l'expert.....	79
Tab. 3.2 : Exemple de la description de cas réalisée par un expert	80
Tab. 3.3 : Exemple de la description de diagnostic réalisée par l'expert	88
Tab. 3.4 : Modèle possibiliste <i>direct</i> de la base des connaissances.....	89
Tab. 3.5 : Substitution des termes linguistiques par les valeurs numériques correspondantes.....	89
Tab. 3.6 : Modèle probabiliste par l'approche <i>indirecte</i> proposée	90
Tab. 3.7 : Modèle possibiliste <i>indirect</i>	90
Tab. 3.8 : Modèle possibiliste <i>couple</i>	91
Tab. 3.9 : Comparaison des trois modèles utilisés	92
Tab. 4.1 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (<i>Directe, Zadeh</i>).....	106
Tab. 4.2 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (<i>Indirecte, Zadeh</i>)	106
Tab. 4.3 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (<i>Couple, Zadeh</i>)	107
Tab. 4.4 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (<i>Directe, Nguyen</i>).....	107
Tab. 4.5 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (<i>Indirecte, Nguyen</i>)	107
Tab. 4.6 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (<i>Couple, Nguyen</i>)	107
Tab. 4.7 : Tableau de compatibilité entre les modalités de P_g réalisé par le médecin	110

Tab. 4.8 : Similarité en fonction de $\pi(x^{g,n} x^g)$, $\pi(D^n x^{g,n})$ et $\pi(D^n x^g)$	113
Tab. 4.9 : Cas similaires de l'ensemble X selon le raisonnement possibiliste <i>classique</i>	118
Tab. 4.10 : Cas similaires de l'ensemble X obtenus par l'approche <i>indirecte</i> selon <i>Zadeh</i>	118
Tab. 4.11 : Cas similaires de l'ensemble X selon l'approche <i>couple</i> selon <i>Zadeh</i>	119
Tab. 4.12 : Cas similaires de l'ensemble X obtenus par l'approche <i>indirecte</i> selon <i>Nguyen</i>	119
Tab. 4.13 : Cas similaires de l'ensemble X selon l'approche <i>couple</i> selon <i>Nguyen</i>	119
Tab. 4.14 : Couples possibilistes de similarité entre diagnostics (approche <i>directe</i>).....	126
Tab. 4.15 : Couples possibilistes de similarité entre diagnostics (approche <i>indirecte</i>).....	127
Tab. 4.16 : Couples possibilistes de similarité entre diagnostics (approche <i>couple</i>).....	127
Tab. 5.1 : Tableau des performances binaires.....	145
Tab. 5.2 : Résultats d'évaluation sur la base de cas endoscopiques.....	147
Tab. 5.3 : de reconnaissance par les approches (<i>directe, indirecte, couple</i>) & définition de <i>Zadeh</i> ...	149
Tab. 5.4 : Taux de reconnaissance par les approches (<i>directe, indirecte, couple</i>) & définition de <i>Nguyen</i>	149
Tab. 5.5 : Résultats obtenus par les approches, <i>directe</i> et <i>indirecte</i> , en considérant la possibilité conditionnelle de <i>Zadeh</i>	151
Tab. 5.6 : Résultats obtenus par les approches, <i>directe</i> et <i>couple</i> , en considérant la possibilité conditionnelle de <i>Zadeh</i>	152
Tab. 5.7 : Résultats obtenus par les approches, <i>directe</i> et <i>indirecte</i> , en considérant la possibilité conditionnelle de <i>Nguyen</i>	152
Tab. 5.8 : Résultats obtenus par les approches, <i>directe</i> , et <i>couple</i> , en considérant la possibilité conditionnelle de <i>Nguyen</i>	152

Introduction générale

La construction d'un système capable de reproduire les activités de raisonnement de l'être humain représente le rêve des chercheurs travaillant en intelligence artificielle. C'est la raison pour laquelle la conception des systèmes à base de connaissances capables de réaliser des fonctions de raisonnement symbolique constitue actuellement un champ primordial des recherches. De tels systèmes nécessitent en particulier une représentation adéquate des connaissances mises en jeu, ainsi que des mécanismes efficaces d'exploitation de ces connaissances, ou de raisonnement.

Le raisonnement en intelligence artificielle concerne l'ensemble des techniques permettant la manipulation des connaissances déjà acquises afin de produire de nouvelles connaissances. Pour un système intelligent, le raisonnement est en général conditionné par le but que l'on souhaite atteindre pour résoudre un problème donné ; ainsi, ce type de raisonnement ne déduit pas l'ensemble des connaissances mais seulement la partie des connaissances intéressantes qui sont associées au but recherché. Différents mécanismes de raisonnement sont utilisés en intelligence artificielle pour produire de nouvelles connaissances. Ainsi, le raisonnement peut être qualifié en fonction de sa nature (raisonnement par induction, par abduction, par analogie, par classification, par contraintes, etc.), ou en fonction de la nature des connaissances sur lesquelles il s'appuie (raisonnement approximatif, qualitatif, temporel, etc.). Bien qu'il existe différents modes de représentation des connaissances possibles (représentations logiques, réseaux sémantiques, règles de production, etc.), aucun de ces modes ne peut être considéré comme étant un mode idéal ou générique. Ce problème occupe une position privilégiée en recherche et la tendance actuelle est de faire coexister dans un même système plusieurs modes de représentation de façon à mieux prendre en compte la diversité des connaissances mises en œuvre.

Dans le domaine médical, le raisonnement désigne les stratégies utilisées par les médecins dans l'objectif d'établir un diagnostic en s'appuyant sur les données hétérogènes disponibles extraites des systèmes d'acquisition. A titre d'exemple, les données médicales peuvent être les résultats d'un examen clinique, une image, un résultat de laboratoire, un signal, une séquence vidéo, etc. Lorsqu'on

traite des données du monde réel, comme les données médicales, nous ne pouvons pas occulter l'aspect lié à l'imperfection affectant ces données. En effet, les données médicales souffrent, en général, au moins d'un type d'imperfection comme par exemple l'imprécision, l'incertitude, ou encore, les données manquantes. Pour ces raisons, les deux aspects qui sont l'hétérogénéité et l'imperfection des données, doivent être pris en considération dans l'élaboration des systèmes destinés à apporter une aide au diagnostic qui sera réalisé par les médecins.

Parmi les différents modes de raisonnement, capables de transcrire le raisonnement humain sous des formes exploitables par ordinateur, deux modes sont particulièrement adaptés aux systèmes d'aide au diagnostic: le raisonnement par classification et le raisonnement par similarité.

Le ***raisonnement par classification*** est basé sur l'exploitation des connaissances médicales disponibles dans une base de connaissances dans l'objectif d'attribuer un diagnostic (i.e. un label, une hypothèse, etc.) face à un cas cible donné (i.e. examen clinique, image, etc.). Plusieurs questions clés sont associées à ce type de raisonnement: comment choisir le mode de représentation des connaissances liées à un diagnostic (construction d'une base de connaissances), quels sont les mécanismes de manipulation de ces connaissances, etc.

Le ***raisonnement par similarité*** vise à reproduire le raisonnement d'un médecin, qui, face à un cas cible donné, tente de retrouver les cas similaires rencontrés durant son expérience, afin de s'en inspirer en réalisant la projection des diagnostics et les traitements associés, sur le cas étudié. Plusieurs questions clés sont associées à ce type de raisonnement. Ces questions sont liées au mode de représentation des connaissances liées à un cas (problème que l'on désigne par le terme *d'indexation*), la définition de la similarité entre deux cas (recherche des cas similaires), la projection (en termes de diagnostic et des traitements) des informations liées aux cas similaires par rapport au cas étudié (Adaptation), etc.

Notons que la majorité des systèmes d'aide au diagnostic médical se contente d'utiliser un seul des différents modes de représentation des connaissances et du raisonnement associé. Notre travail s'inscrit dans le domaine des systèmes d'aide au diagnostic médical dans l'objectif de réaliser une exploitation conjointe des deux modes de raisonnement, par classification et par similarité, afin de mettre à la disposition du médecin un ensemble d'informations destiné à l'aider au cours de son processus de prise de décision diagnostique. Le système visé doit permettre de gagner en termes d'efficacité tout en s'appuyant sur les deux formes de connaissances médicales: théoriques et pratiques.

Dans le système proposé d'aide au diagnostic, nous nous concentrerons sur les aspects fondamentaux de chaque type de raisonnement: la représentation des connaissances, la mesure de

similarité, et le mécanisme de raisonnement. Nous discuterons ces aspects à la lumière des problèmes liés à l'imperfection et à l'hétérogénéité de l'information médicale.

Comme cadre général du système proposé, nous avons opté pour l'application de la théorie des possibilités en raison de ses avantages par rapport à d'autres théories de décision (la théorie des probabilités, théorie d'évidence, théorie des ensembles flous, etc.). La théorie des possibilités offre un outil efficace et simple en termes de représentation, de manipulation, et de fusion des informations hétérogènes et imparfaites. Notons qu'il ne s'agit pas de réaliser une étude comparative de l'application de la théorie des possibilités par rapport aux approches bayésienne et évidentielle classiques, mais d'étudier l'utilisation de la théorie des possibilités pour la modélisation des connaissances et pour les deux modes de raisonnement par classification et par similarité.

Le plan de ce manuscrite s'organise comme suit :

Le premier chapitre (**Aide au diagnostic médical**) est destiné à présenter le contexte général et la problématique pour laquelle ce travail a été développé. Dans un premier temps, les notions de diagnostic médical et les systèmes d'aide au diagnostic sont détaillés. La démarche utilisée par le médecin pour établir un diagnostic face à un cas patient donné est ensuite explicitée en mettant l'accent sur deux types de raisonnement, par classification et par similarité, qui sont les deux modes de raisonnement considérés dans notre approche pour l'aide au diagnostic.

Après avoir présenté le contexte de cette étude, nous proposons un schéma général d'un système d'aide au diagnostic. Ce système intègre les deux sources de connaissances : une source théorique issue d'un expert (la base de connaissances), et une source pratique représentant l'expertise médicale (la base de cas). Ces deux sources seront exploitées, dans un cadre possibiliste, pour la réalisation des deux modes adoptés de raisonnement : par classification et par similarité.

Le deuxième chapitre (**Théorie des possibilités**) est dédié à une présentation générale de la théorie des possibilités et des différents concepts utilisés : la distribution de possibilité, la mesure de possibilité, la mesure de nécessité ainsi que certains opérateurs de fusion possibiliste. L'analyse des distributions de possibilité non normalisées et des effets de l'anormalité sur les sources d'information fournies par une distribution de possibilité seront particulièrement détaillés. Les approches proposées permettant de satisfaire les propriétés de dualité entre les deux mesures de possibilité et de nécessité, lorsqu'une distribution de possibilité anormale est rencontrée, sont ensuite présentées. La dernière partie de ce chapitre est consacrée à la définition de différentes mesures d'incertitude et à la mesure de similarité dans un environnement possibiliste.

Le troisième chapitre (**Modélisation possibiliste des connaissances médicales**) est destiné à expliciter le modèle de représentation des connaissances médicales selon la vision d'un expert. Après la définition des différents concepts médicaux : donnée, information, connaissance, un état de l'art des

différents modèles de représentation exploitables par l'ordinateur sera brièvement présenté. Parmi les différents modèles, nous détaillerons le modèle existant de représentation possibiliste, dit modèle *direct*, en précisant ses inconvénients (lacunes). Finalement, les modèles de représentation possibiliste proposés dans ce travail vont être présentés afin de combler les lacunes du modèle direct.

Le quatrième chapitre (**Raisonnement possibiliste en diagnostic médical**) est consacré au problème d'exploitation des modèles proposés (présentés dans le troisième chapitre) et de les comparer par rapport au modèle direct. Cette comparaison est réalisée dans les différents contextes de diagnostic médical :

- Confrontation entre un cas et un diagnostic (raisonnement par classification) ;
- Confrontation entre cas (raisonnement par similarité) ;
- Confrontation entre diagnostics ;
- Confrontation entre une base de cas et une base de connaissances ;
- Confrontation entre bases de connaissances.

Le schéma général du système proposé permettant l'aide au diagnostic médical sera détaillé dans le cinquième chapitre (**Proposition d'un système d'aide au diagnostic médical**). L'architecture et les principales composantes du système ainsi que les différents scénarii qui peuvent être effectués par le système seront discutés. Les différents types d'informations pouvant être fournies au médecin à la sortie du système, afin de l'aider dans le processus de prise de décision, seront donnés. Un aspect très important dans ce chapitre réside dans la notion de *rapport diagnostique* dans lequel les informations fournies au médecin vont être présentées et structurées sur plusieurs niveaux d'une manière simple et exploitable par le médecin.

Finalement, une conclusion générale va résumer les objectifs atteints dans ce travail. Cette conclusion sera suivie par des perspectives pour développer, améliorer, et combler les différentes lacunes observées dans le système proposé d'aide au diagnostic.

1. Chapitre 1

Aide au diagnostic médical

Le mot « diagnostic » provient du grec διάγνωση, diagnosi, à partir de δια-, dia-, par, à travers, séparation, distinction et γνώση, gnósi, la connaissance, le discernement ; il s'agit donc d'acquérir la connaissance à travers les signes observables. Cette définition introduit naturellement la notion de catégories ou classes diagnostiques préexistantes, l'instance à classer et le jugement que l'instance appartient à une classe plutôt qu'à une autre [1]. Le diagnostic médical a été défini par *Jean-Charles Sournia* dans [2] comme suit :

« Démarche intellectuelle par laquelle une personne d'une profession médicale identifie la maladie d'une autre personne soumise à son examen, à partir des symptômes et des signes que cette dernière présente, et à l'aide d'éventuelles investigations complémentaires ».

En effet, un diagnostic médical représente une tâche difficile à réaliser parce qu'il repose sur la capacité de raisonnement du médecin et de son aptitude à prendre des décisions alors que les informations utilisées sont potentiellement entachées d'incertitude et d'autres formes d'imperfection. L'incertitude est d'origine multiple : possibilité d'erreur dans les données, ambiguïté de la représentation de l'information, incertitude sur les relations entre les diverses informations [3]. Cette difficulté a conduit à la conception et au développement de systèmes d'aide au diagnostic ayant pour but d'assister les médecins dans l'élaboration de leurs diagnostics. Dans ce chapitre, nous allons présenter les points essentiels suivants :

- La notion de diagnostic médical ;
- Les systèmes d'aide au diagnostic médical ;
- Les principaux problèmes dans un système d'aide au diagnostic ; et finalement
- La proposition d'un schéma général du système d'aide au diagnostic.

1.1. Diagnostic médical

La médecine n'est pas seulement une discipline scientifique mais elle est également une discipline d'action qui requiert souvent une prise de décision. Ce processus résulte de la confrontation d'un problème réel à l'expérience acquise et à un corpus de connaissances théoriques.

Un diagnostic médical représente l'acte d'associer le nom d'une ou plusieurs maladies ou syndromes à des manifestations observées (antécédents, symptômes, signes) dans un cas de patient [4]. Ce processus de diagnostic médical se déroule comme suit :

Premièrement, le médecin constate les symptômes se manifestant chez un patient. A partir des symptômes, il formule des hypothèses diagnostiques initiales. Dans un deuxième temps, il procède à un examen initial du patient, qui lui permet d'augmenter la part de confiance en certaines hypothèses, et la diminuer pour d'autres. En même temps, le médecin pose au patient des questions dont les réponses peuvent être utiles à conforter ou rejeter une hypothèse initialement formulée.

Le médecin « réalise » une mise en correspondance entre les informations obtenues au cours des trois étapes précédentes avec les connaissances qu'il possède de part sa formation et son expérience. Si, au terme des étapes précédentes, le taux de confiance d'une certaine hypothèse s'accroît au point de dissiper le doute sur la maladie à laquelle est confronté le médecin, ce dernier peut alors formuler son diagnostic final et prescrire le traitement adéquat au patient. Si le cas reste ambigu après les trois étapes indiquées, le médecin cherche alors une autre source d'informations qui puisse apporter une quantité d'informations supplémentaires permettant d'éliminer l'ambiguïté. Souvent, il demande une analyse complémentaire qui peut être sous forme d'analyses sanguines, d'imagerie médicale, etc. Il acquiert de l'information supplémentaire qui vient compléter la quantité d'informations dont il dispose déjà, et qui lui permettent de confirmer ou d'infirmer la ou les hypothèses qu'il a déjà énoncées. Si le médecin n'arrive toujours pas à établir un diagnostic fiable, une dernière étape consiste à ce qu'il ait recours à l'étude d'une base de cas similaires traités par le passé afin d'établir une correspondance avec le cas actuel auquel il est confronté en s'appuyant sur toutes les informations dont il dispose. Il utilise alors les cas les plus similaires (leurs solutions) afin d'en extraire des informations l'aidant à trouver une solution à son cas.

En effet, il est très clair que le processus de diagnostic médical repose sur la capacité de raisonnement du médecin et de son aptitude à prendre des décisions alors que les informations utilisées sont généralement hétérogènes (examen clinique, images, tests de laboratoire, signaux, vidéos, etc.), et potentiellement entachées d'incertitudes. Ces incertitudes sont d'origines multiples : les informations utilisées peuvent être ambiguës car le malade peut exprimer une plainte et le médecin en entendre une autre. Ces informations peuvent être incomplètes car, en situation de prise de décisions, le médecin doit agir sans connaître l'ensemble des données relatives à un patient et bien entendu toute la connaissance spécifique de la situation. Elles peuvent être incertaines car les

connaissances cliniques peuvent concerner des maladies plus ou moins fréquentes, ayant des formes cliniques différentes et n'exprimant pas toujours la même symptomatologie, partageant certains signes avec d'autres maladies ou présentant des réponses variables à un traitement donné. Ces différentes raisons prouvent que le diagnostic médical est un processus difficile à réaliser, et le médecin a souvent besoin d'aide afin d'établir une décision de qualité. Ce besoin a conduit à la conception et au développement de systèmes d'aide au diagnostic ayant pour but d'assister les praticiens dans l'élaboration de leur diagnostic.

1.2. Système d'aide au diagnostic médical

Plusieurs définitions, du système d'aide au diagnostic, ont été proposées dans la littérature. *Sim et al.* [5][6] ont proposé la définition suivante :

« Software designed to be a direct aid to clinical decision-making, in which the characteristics of an individual patient are matched to a computerized clinical knowledge base and patient specific assessments or recommendations are then presented to the clinician or the patient for a decision ».

Kawamoto et al. [7] ont défini le système d'aide au diagnostic comme suit :

« We defined a clinical decision support system as any electronic or non-electronic system designed to aid directly in clinical decision making, in which characteristics of individual patients are used to generate patient-specific assessments or recommendations that are then presented to clinicians for consideration ».

Ces différentes définitions confirment le fait que l'aide (i.e. informations obtenues par le système) fournie au médecin dans son processus de diagnostic, peut prendre plusieurs formes (i.e. cas similaires déjà diagnostiqués, diagnostics potentiels, etc.). En effet, les systèmes d'information, les bases de données et les dossiers informatisés facilitent la prise de décision en améliorant l'accès aux données pertinentes et leur mise en perspective. Néanmoins, il ne s'agit que d'une aide indirecte présentant des faits sur lesquels le décideur doit appliquer un raisonnement. Les systèmes d'aide à la décision ont l'ambition d'assister le médecin, en remplaçant ou en reproduisant le raisonnement humain. Les systèmes experts, les systèmes d'apprentissage, les systèmes de fouille de données, les systèmes d'indexation et de recherche d'images, les systèmes de raisonnement à base de cas et les systèmes de raisonnement par classification sont tous des exemples des systèmes d'aide au diagnostic.

Parmi ces différents types de systèmes d'aide au diagnostic proposés dans la littérature, nous nous intéressons particulièrement à deux types : les systèmes fondés sur le raisonnement à base de cas (i.e. le raisonnement par similarité) et les systèmes fondés sur le raisonnement à base de connaissances (i.e. le raisonnement par classification). Par la suite, nous présentons les aspects principaux de chacun de ces deux modes de raisonnement.

1.2.1. Système de raisonnement par similarité

Le raisonnement par similarité est une forme de raisonnement par analogie consistant naturellement à interpréter un nouveau problème en le comparant avec un problème résolu similaire déjà rencontré. Ce type de raisonnement est une copie du comportement humain pour résoudre les problèmes de la vie quotidienne. Une personne fait naturellement appel à son expérience. Il remémore les situations semblables déjà rencontrées, puis il les compare à la situation actuelle pour construire une nouvelle solution qui, à son tour, s'ajoutera à son expérience [8].

En médecine, le raisonnement médical par similarité est une technique très importante et répandue qui apporte aux médecins une aide à la formulation d'un diagnostic quand ils sont confrontés à un cas ambigu. Cette technique tend à résoudre un problème actuel, auquel est confronté le médecin au cours de son analyse, en s'appuyant sur les solutions des cas similaires déjà diagnostiqués. La dépendance à une base de données comportant des cas déjà diagnostiqués et traités avec succès, a incité les chercheurs à s'intéresser au développement de systèmes permettant d'indexer des cas archivés afin de faciliter une recherche simple et rapide dans cette base quand le besoin se présente. Cet axe de recherche est d'autant plus important que la quantité d'information dans cette base de cas ne cesse de croître. Un tel système s'appelle système d'indexation et de recherche d'informations. La figure 1.1 représente le schéma général d'un système de raisonnement par similarité.

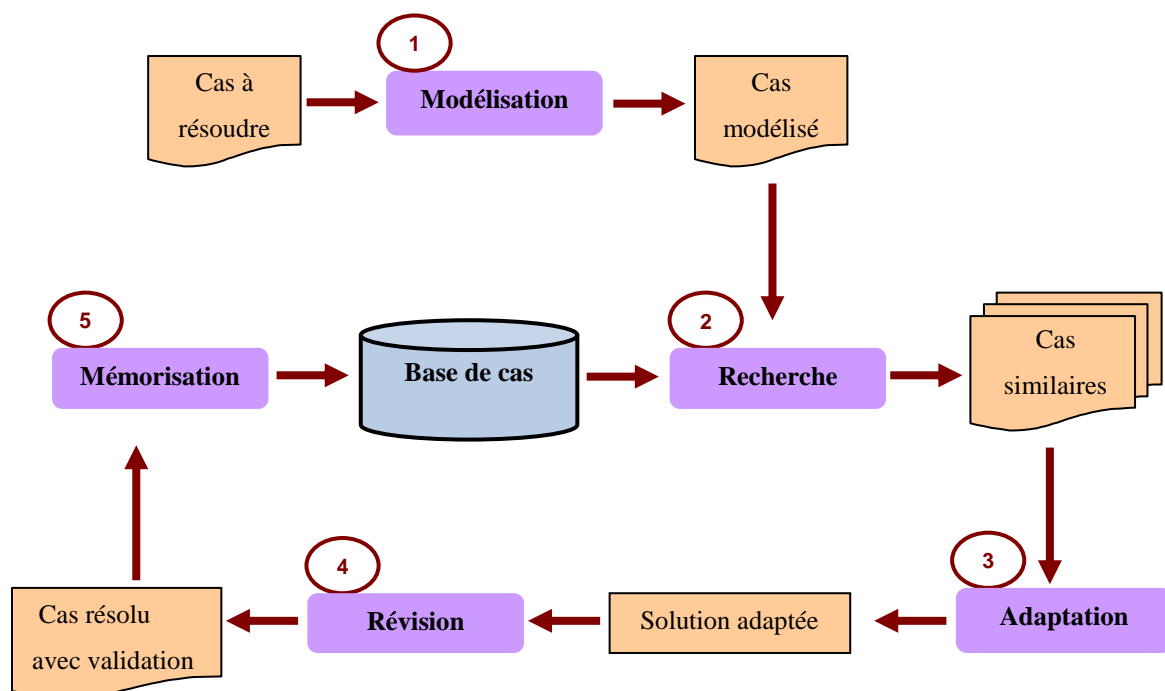


Fig. 1.1 : Schéma général du système de raisonnement par similarité

Ce schéma montre que ce système dispose d'une base de cas où chaque cas contient à la fois une description et une solution (diagnostic). Le cycle de fonctionnement du système comporte cinq phases principales [9] :

- 1) **Modélisation** : cette phase permet de réaliser une description du cas à résoudre (appelé *cas cible*). Cette phase nécessite d'avoir un modèle du cas utilisable par le système ;
- 2) **Recherche** : cette phase effectue une recherche dans la base de cas afin d'extraire les cas similaires à un cas cible donné ;
- 3) **Adaptation** : dans cette phase, les cas similaires obtenus vont être exploités pour établir une solution adaptée au cas cible ;
- 4) **Révision** : cette phase permet d'évaluer la validité de la solution adaptée ; et
- 5) **Mémorisation** : dans la dernière étape du processus, le cas donné avec sa solution établie et validée va être ajouté à la base de cas s'il est intéressant pour couvrir des nouveaux cas ou pour définir une nouvelle classe.

Ce schéma présente les principales étapes dans le processus d'un système de raisonnement par similarité.

L'efficacité d'un tel système en termes de fiabilité de résultats, de rapidité et de facilité de calcul dépend de plusieurs facteurs : la structuration des informations (mode de représentation) représentant les cas ; les sources de connaissances à utiliser pour établir le degré de similarité entre deux cas ; et l'exploitation des cas similaires pour aboutir à une démarche d'aide au diagnostic [10][11].

1.2.1.1. Représentation d'un cas

Les éléments fondamentaux d'une base de cas sont les cas eux-mêmes, il est important de bien décrire leur contenu et leur fonction au sein du système. Le concept « cas » est une notion générale qui peut représenter une image, une vidéo, un dossier patient, etc. Bien que le contenu d'un cas soit variable d'un domaine à l'autre, il faut noter qu'un cas est représenté par deux composantes principales : la description du cas comprenant un ensemble de paramètres caractérisant un problème et la solution ou décision associée à ce même cas. Plusieurs modes de représentation d'un cas sont possibles mais aucune représentation universelle à tous les domaines n'a pu être trouvée jusqu'à présent. Pour pouvoir être utilisé, un système de raisonnement par similarité doit utiliser un vocabulaire permettant de décrire les différents éléments de chaque composante du cas. Les noms des caractéristiques (i.e. paramètres) et les valeurs symboliques doivent se rattacher à des concepts afin que la représentation soit claire et exploitable.

1.2.1.2. Mesure de similarité

La notion de similarité joue un rôle important dans tout système nécessitant une analyse de données, et en particulier, dans les systèmes de raisonnement par similarité [12], parce que la phase de

recherche en dépend. Les fonctions de similarité ont pour but de quantifier les ressemblances entre les données. Ces fonctions sont exprimées sous des formes multiples. Néanmoins, ces mesures ont été utilisées de façon arbitraire et empirique sans justifications ou arguments convaincants [13][1]. En réalité, c'est difficile de donner une raison satisfaisante pour l'utilisation de telle ou telle mesure de similarité choisie parmi une liste très longue de mesures pour une application donnée. Il est également difficile, dans certains problèmes, de prédire que l'application d'une autre mesure peut mieux résoudre le même problème. Cependant, une mesure de similarité peut être très efficace pour une application donnée et entièrement infructueuse dans un autre contexte [14].

1.2.2. Exemples de systèmes de raisonnement par similarité

Les systèmes de raisonnement par similarité ont été développés pour différentes applications médicales, comme par exemple les systèmes d'aide au diagnostic, les systèmes de classification, les systèmes de tutorat, les systèmes de planification, les systèmes de recherche d'images médicales, etc. Nous nous limitons ici à présenter quelques exemples uniquement liés au domaine de diagnostic médical.

FM-Ultranet est un système de raisonnement à base de cas permettant de détecter des malformations et des anomalies de fœtus par les examens ultrasonographiques. La détection ou le diagnostic emploie des attributs dérivés des balayages de l'utérus de la mère, et identifie les organes et les extrémités anormaux. Les cas sont arrangés de façon hiérarchique et dans une structure orientée objet. La hiérarchie est organisée en 39 concepts, où chaque concept est représenté par un ou plusieurs attributs. Les attributs se composent des dispositifs anatomiques, d'un historique médical et de la connaissance générale du domaine. L'évaluation de la similarité applique des mesures médicales spécifiques qui ont été développées par les gynécologues. Pour chaque attribut, une mesure de similarité est définie par une fonction mathématique ou un tableau, selon le type de l'attribut [15][16].

CARE-PARTNER est un système interactif d'aide à la décision pour le suivi à long terme des patients transplantés de cellules osseuses au centre de recherche sur le cancer de Fred Hutchinson (FHCRC) à Seattle-USA. Le système de CARE-PARTNER apporte un appui médical décisionnel aux centres de soin qui suivent les patients transplantés, en utilisant l'internet pour relier les centres de soin aux spécialistes de FHCRC. Le système emploie un cadre multimodal de raisonnement qui combine le raisonnement à base de cas et le raisonnement à base de règles. Un plan de sureté à trois niveaux est adopté pour assurer la tolérance aux erreurs. L'une des caractéristiques du système est qu'il emploie une base de connaissances riche en cas prototypes et des directives de pratique clinique pour interpréter les cas médicaux [17][18].

SFDA est un système de raisonnement à base de cas pour diagnostiquer la grippe porcine. Ce système a été appliqué afin de permettre au médecin de prendre une décision rapide si un patient a la grippe porcine ou non, selon les valeurs des attributs correspondants au cas du patient. Chaque cas

dans la base de cas est représenté par un ensemble de paramètres ou attributs (âge, température, etc.) affectés d'un coefficient de pondération. Ce système peut être étendu pour diagnostiquer différentes catégories de la grippe et la fièvre [19].

1.2.3. Systèmes de raisonnement par classification

Le raisonnement par classification consiste à faire la projection d'une nouvelle situation sur une base de catégories afin de déterminer la classe à laquelle cette nouvelle situation appartient. Ce type de raisonnement est très souvent utilisé en résolution de problèmes : la connaissance du domaine s'exprime par une taxinomie de types de problèmes connus, une taxinomie de types de solutions et des liens heuristiques entre eux. Pour résoudre un problème, une personne le classe dans la taxinomie de problèmes, puis lui associe, par une heuristique, le type de solution le plus approprié dans la taxinomie de solutions et enfin, elle affine la solution par classification.

En médecine, le raisonnement par classification est basé sur l'exploitation des connaissances médicales disponibles sur un ensemble de diagnostics dans l'objectif d'attribuer un diagnostic (un label, une hypothèse, etc.) face à un cas cible donné (examen clinique, image, etc.) [20]. Sur le plan informatique, l'implémentation de cette approche consiste à déterminer le mode adéquat de représentation, ou de description, des connaissances et à synthétiser l'ensemble des connaissances médicales relatives aux diagnostics potentiels dans une base de connaissances. D'un point de vue opérationnel, les données relatives à un patient sont confrontées à cette base de connaissances dans une démarche de projection aboutissant à la détermination du diagnostic médical correspondant au cas cible considéré. Il s'agit donc d'une démarche similaire aux systèmes de reconnaissance de forme ou de classification (d'où le nom : raisonnement par classification). Dans ce type de raisonnement, l'expérience médicale se décline sur trois axes : l'ensemble des diagnostics contenus dans la base, les connaissances nécessaires pour la caractérisation de chaque diagnostic et la procédure à suivre permettant l'identification du diagnostic correspondant à un cas cible.

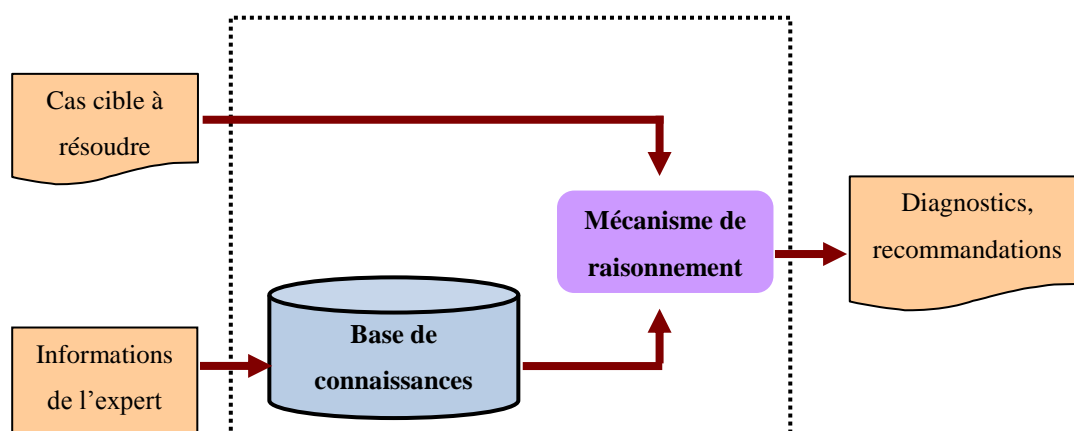


Fig. 1.2 : Schéma général du système de raisonnement à base de connaissances

La figure 1.2 montre le schéma général du système de raisonnement à base de connaissances selon [6]. Ce système se compose de trois éléments essentiels : la base de connaissances médicales qui est une collection structurée des connaissances médicales (de l'expert) exploitées par le système et le mécanisme de raisonnement qui comporte les algorithmes utilisés pour traiter les données du patient à la lumière de la base de connaissances, et générer des conclusions (i.e. diagnostics). La base de connaissances est toujours mise à jour par des nouvelles connaissances.

L'efficacité du système de raisonnement par classification est assujettie aux différents aspects : l'acquisition, la représentation des connaissances dans la base et le mécanisme de manipulation de ces connaissances (i.e. raisonnement) [21].

1.2.3.1. Acquisition de connaissances médicales

L'acquisition de connaissances médicales consiste à extraire, à structurer et à organiser les connaissances d'un domaine spécifique pour que ces connaissances soient exploitables dans le système d'aide au diagnostic [22]. L'ontologie représentant un concept important dans le processus d'acquisition des connaissances, est une description formelle liée à la santé et fournit un vocabulaire standard pour les entités médicales [23].

1.2.3.2. Représentation de connaissances médicales

La représentation de connaissances désigne l'approche formelle permettant la structuration efficace des connaissances acquises [24]. La connaissance en général, peut être *déclarative* ou *procédurale* [5]. La connaissance déclarative est exprimée par des propositions et des phrases. Une proposition est une déclaration qui peut être '**Vrai**' ou '**Faux**'. Pour former une phrase, ces propositions peuvent être connectées par des opérateurs booléens, '**Et**', '**Ou**' et '**Non**'. La connaissance procédurale fournit une information sur laquelle une action peut être effectuée à partir de la connaissance déclarative. A titre d'exemple, « la tension artérielle du patient est 190/120 mm Hg » est une connaissance déclarative, mais la phrase « **SI** la tension artérielle du patient est 180/110 mm Hg, **ALORS** le patient peut souffrir d'un accident vasculaire cérébral » est une connaissance procédurale. En général, il y a quatre catégories principales de méthodologies de représentation de connaissances : *logique*, *règles*, *graphes/réseaux*, et *structure* [25].

1.2.3.3. Mécanisme de raisonnement

Différents mécanismes de raisonnement sont proposés dans la littérature en fonction de la méthodologie utilisée pour la représentation de connaissances. Nous citons le raisonnement à base de règles, le raisonnement bayésien, le raisonnement heuristique, les réseaux sémantiques, les réseaux neurones, le raisonnement à base de cas, etc. L'efficacité du mécanisme de raisonnement vient généralement de sa capacité de raisonner à partir des différents types d'informations contenant différents types d'imperfections [5].

1.2.4. Exemples des systèmes de raisonnement par classification

Comme les systèmes de raisonnement par similarité, différents systèmes de raisonnement par classification ont été aussi développés dans le domaine médical. Nous présentons, à titre d'exemple, les systèmes MYCIN, CADIAG et DISCO.

MYCIN est le premier système expert de raisonnement à base de règles avec des règles pondérées. La base de connaissances se compose de règles de la forme $E \Rightarrow H(w)$ signifiant que : Si l'antécédent E arrive, alors la conclusion H arrive avec le poids w . Ce système adopte le mode de raisonnement compositionnel [26][27].

CADIAG-I, **CADIAG-II**, et **CADIAG-IV** sont des systèmes experts à base de règles, fournissant une aide au cours du processus de diagnostic médical dans le domaine de la médecine interne. Tous ces systèmes adoptent la théorie des ensembles flous (en particulier, règles floues) comme cadre général de représentation des connaissances médicales, ainsi que la logique floue comme mécanisme de raisonnement adéquat (en particulier, composition des relations floues). La base de connaissances est composée des règles floues **SI-ALORS** (i.e. *en anglais IF-THEN*) qui décrivent les relations entre les symptômes, primitives, signes, etc. et les diagnostics, les maladies [26][28].

DISCO est un système d'aide au diagnostic dont la base de connaissances est représentée sous la forme d'un tableau définissant les relations entre les symptômes et les diagnostics. Ces relations sont décrites par des fréquences relatives $\{f_{ij}; i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n\}$ où chaque f_{ij} indique la fréquence d'occurrence d'un symptôme s_i avec un diagnostic donné d_j . Ensuite, ce tableau est transformé en deux tableaux appelés le tableau positif dont chacun des éléments représente la croyance accumulée indiquant que le symptôme s_i est plus indicatif pour le diagnostic d_j , et le tableau négatif dont chacun des éléments représente la croyance accumulée indiquant que le symptôme s_i est plus indicatif pour le non diagnostic d_j . Le cas-patient (i.e. cas cible) est représenté dans le système DISCO par un ensemble des symptômes en forme « oui-non » [29].

Les thématiques de représentation des connaissances, le mécanisme de raisonnement et la mesure de similarité, représentent les trois grands axes de ce travail dans le cadre de la théorie des possibilités. Elles seront étudiées en détail dans le chapitre 3 (Représentation possibiliste de connaissances médicales) et le chapitre 4 (Raisonnement possibiliste en diagnostic médical) de ce manuscrit.

1.3. Problématique

Compte tenu des deux schémas généraux des systèmes d'aide au diagnostic : le système de raisonnement par similarité (Fig.1.1) et le système de raisonnement par classification (Fig.1.2), les problèmes essentiels à résoudre, afin d'élaborer un système d'aide au diagnostic, sont : la représentation de connaissances et le mode de raisonnement dans le système de raisonnement par classification ; la définition de la mesure de similarité dans le système de raisonnement par similarité.

Chacun de ces aspects influence directement la qualité de l'information fournie par le système d'aide au diagnostic.

En effet, quand nous parlons de l'information (comme terme général) dans le domaine médical, nous ne pouvons jamais négliger les deux concepts principaux concernant la nature de l'information comprenant l'information quantitative (numérique, binaire), qualitative (nominale ou ordinale), ainsi que l'imperfection de l'information comprenant l'incertitude, l'imprécision, l'ambiguïté, etc. Ces concepts vont être définis dans le chapitre 3 (Modélisation possibiliste de connaissances médicales).

Notons que l'information médicale, en général, peut être représentée par différents types, ainsi qu'elle peut être entachée par au moins un type d'imperfection. Cette vérité a rendu l'efficacité, la capacité et la généralité d'un système d'aide au diagnostic dépendant de sa capacité à manipuler en même temps différents types d'informations et différents types d'imperfection de l'information. Le mode de représentation, le mécanisme de raisonnement et la mesure de similarité doivent être choisis en fonction de leur capacité à manipuler les différents types d'informations et différents types d'imperfections.

La théorie des probabilités est utilisée, depuis longtemps, comme cadre de représentation d'information incertaine. Néanmoins, comme elle a des avantages, elle possède aussi des inconvénients. Par exemple, la théorie des probabilités n'est pas un outil approprié pour représenter le cas de l'ignorance totale et elle ne permet pas de représenter les différents types d'informations ou de traiter les différents types d'imperfection. Cette incapacité a encouragé les chercheurs à développer d'autres cadres alternatifs, comme la théorie des ensembles flous, la théorie d'évidence, la théorie des possibilités, etc.

1.4. Notre contribution

Dans ce travail, nous proposons un système d'aide au diagnostic médical. Ce système propose l'exploitation des deux sources de connaissances : une source théorique (i.e. la base de connaissances) et une source pratique (i.e. la base de cas). En effet, la disponibilité de ces deux sources dans le même système permettra la réalisation de deux modes de raisonnement : le raisonnement par classification et le raisonnement par similarité, ce qui permet de fournir au médecin deux types d'informations : cas similaires déjà diagnostiqués et diagnostics potentiels au cas cible. Un concept très important dans ce système proposé est appelé le rapport diagnostique dans lequel toutes les informations d'aide vont être structurées de manière simple et facile à exploiter par le médecin.

Parmi les différentes théories, et pour plusieurs raisons, la théorie des possibilités a été choisie pour être le cadre général du système proposé dans ce travail pour la représentation des connaissances, la mesure de similarité et le raisonnement. En effet, l'adoption de cette théorie est supportée par plusieurs travaux précédents [30][31][32]. De plus, la théorie des possibilités offre un modèle simple

et naturel permettant de manipuler les différents types d'imperfection comme l'incertitude, l'imprécision ou l'ambiguïté [33]. Elle est aussi capable de représenter, comparer, fusionner, ... des informations hétérogènes dans un même cadre.

La figure 1.3 montre le schéma général du système d'aide au diagnostic proposé. Le système se compose de trois parties principales : une base de connaissances, une base de cas et un mécanisme de raisonnement. A l'entrée du système, le cas cible est représenté par un ensemble de paramètres décrivant des symptômes se manifestant chez un patient ou décrivant une image, etc. Des informations pouvant aider le médecin dans le processus de prise de décision, représentent la sortie de ce système. Ces informations, qui peuvent être des cas similaires au cas cible donné, des diagnostics potentiels, etc., seront synthétisées et présentées au médecin sous la forme d'un rapport diagnostique comportant plusieurs niveaux informationnels hiérarchisés (i.e. chaque niveau contient des informations apportant plus de détails que le niveau précédent).

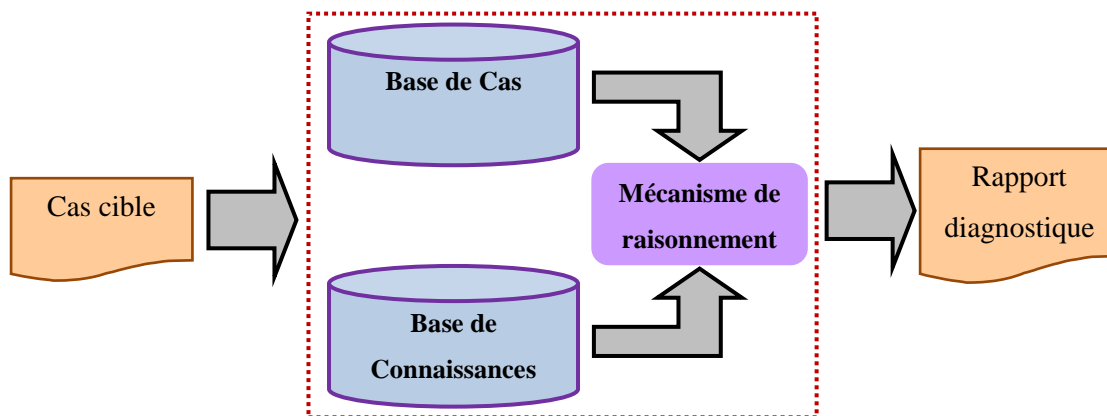


Fig. 1.3 : Schéma général du système d'aide au diagnostic proposé

1.5. Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté le contexte général et la problématique de ce travail. En particulier, nous avons présenté la notion de diagnostic médical et la démarche utilisée par le médecin pour établir un diagnostic face à un cas patient donné. Ensuite, nous avons montré la nécessité cruciale, d'introduire une aide au médecin dans le processus de prise de décision, vient des difficultés associées à ce processus en termes d'hétérogénéité et d'imperfection associées aux informations utilisées. Parmi les systèmes proposés dans la littérature, nous avons concentré notre effort sur deux types de systèmes d'aide au diagnostic : le système de raisonnement par classification et le système de raisonnement par similarité. Les aspects principaux dans les systèmes d'aide au diagnostic comportent la représentation des connaissances et le mécanisme de manipulation de ces connaissances. Pour construire, d'une façon efficace un tel système d'aide au diagnostic, le choix d'un

mode de représentation et du mécanisme de raisonnement associé, doit être accompli en fonction de leurs capacités de traiter les deux problèmes majeurs : l'hétérogénéité et l'imperfection de l'information.

Nous avons proposé un schéma général d'un système d'aide au diagnostic intégrant deux types de raisonnement, le raisonnement par classification et par similarité. Dans le système proposé, la représentation des connaissances et le raisonnement sont définis dans un environnement possibiliste. Le choix de cette théorie, comme cadre général, a été motivé par sa capacité (par rapport à d'autres théories) de traiter les deux problèmes précédemment indiqués (l'hétérogénéité et l'imperfection).

Dans le chapitre suivant, nous présenterons, en détail, les différents aspects de la théorie des possibilités (i.e. distribution de possibilités, mesure de possibilité, de nécessité, etc.) avant de détailler les différentes composantes du système d'aide au diagnostic dans les chapitres suivants.

2. *Chapitre 2*

Théorie des possibilités

La théorie des possibilités, introduite par *Zadeh* [34] et développée par *Dubois-Prade* [35], représente le cadre général adopté pour le système d'aide au diagnostic proposé dans ce travail. Cette théorie a été adoptée du fait de ses avantages par rapport à d'autres théories de décision (i.e. théorie des probabilités, théorie d'évidence, théorie des ensembles flous, etc.). Plus précisément, la théorie des possibilités permet de :

- ✓ Modéliser différents types d'information (numérique, symbolique, qualitative, etc.) ;
- ✓ Manipuler différentes formes d'imperfection de l'information (ambiguïté, imprécision, etc.), par exemple, l'information imprécise « la température est environ 39° », l'information ambiguë « quelqu'un est jeune », etc. ;
- ✓ Fournir deux indicateurs sur l'occurrence d'un événement, un indicateur concernant la possibilité d'occurrence de cet événement (i.e. la mesure de possibilité) et le deuxième indicateur concernant la certitude d'occurrence de cet événement (la mesure de nécessité). Ces deux indicateurs peuvent être combinés ensemble pour construire une décision de qualité ;
- ✓ Fusionner des informations en utilisant des opérateurs mathématiques simples (i.e. min, max, etc.).

Dans ce chapitre, nous présenterons la définition de l'hétérogénéité et l'imperfection de l'information ainsi que les aspects essentiels des différentes théories utilisées pour traiter ces deux notions. La majeure partie de ce chapitre sera consacrée à présenter les aspects de la théorie des possibilités. La notion de l'anormalité et son influence sur les différentes propriétés possibilistes sont particulièrement discutées en détails. Finalement, nous aborderons les mesures d'incertitude, la mesure de similarité, et les critères de décision dans un environnement possibiliste.

2.1. Imperfection, Hétérogénéité

Avant de définir les notions de l'imperfection et l'hétérogénéité, il est intéressant de présenter les différents aspects essentiels dans les systèmes de traitement de l'information qui sont la *donnée*, l'*information* et la *connaissance*. Plusieurs définitions ont été groupées dans [36]. Nous adoptons les suivantes :

La Donnée est un terme utilisé dans différents domaines afin de représenter un ensemble de symboles qui n'ont aucune signification ou importance au-delà du fait qu'ils sont acquis et stockés. Par exemple, le nombre '70' est une donnée.

L'Information est un terme utilisé afin de donner un sens à un ensemble de données en les liant par des relations fonctionnelles. Par exemple, le terme '70 Km/h' est une information représentant la vitesse d'un véhicule. En effet, une information peut être définie comme un lien fonctionnel associant un ensemble de définition d'information, Θ , qui représente un ensemble d'objets et un ensemble de contenus informationnels, Ω , qui représente la manière utilisée pour décrire les informations. Ce lien fonctionnel est réalisé via une fonction informative, $Inf(.)$, décrivant un modèle physique d'associations (Fig.2.1) [37].

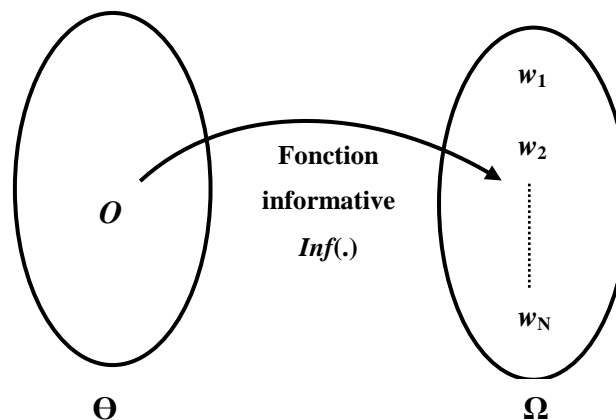


Fig. 2.1 : Structure de l'information

A partir de ce schéma, une information peut être caractérisée par trois propriétés principales : l'exhaustivité, l'exclusivité et la force du lien.

- Une information est *exhaustive* si $\forall O \in \Theta$, il existe un élément w dans Ω qui vérifie le lien $Inf(O) = w$, c'est-à-dire que l'ensemble Ω contient tous les contenus informationnels possibles.
- Une information est *exclusive* s'il existe un et seulement un élément w dans Ω qui vérifie $Inf(O) = w$.

- Différents types de liens sont possibles, par exemple, lien binaire dans lequel l'information $Inf(O) = w$ est tout à fait vraie ou tout à fait faux ; lien partiel dans lequel l'information $Inf(O) = w$ est associée à un degré de vérité partielle.

La Connaissance est un ensemble d'informations organisées de manière à donner plus de sens. Par exemple, la règle 'Si *condition* Alors *conclusion*' représente une connaissance élémentaire reliant deux informations de base : une information de condition et une information de conclusion.

Une information est appelée *parfaite* si elle est exhaustive, exclusive et si la fonction informative est associée à un lien binaire. De plus, étant donné un objet $O \in \Theta$, alors le contenu informationnel $w \in \Omega$ associé à O (i.e. $Inf(O) = w$) est connu précisément et avec une totale certitude.

En revanche, toute information représentant un manquement à ces conditions alors elle est nommée *imparfaite*. Parmi les différentes formes d'imperfection, on peut citer :

L'Incertitude : une information est dite *incertaine*, si le contenu informationnel $w \in \Omega$ associé à O est tout simplement inconnu.

L'Imprécision : une information est dite *imprécise*, si le contenu informationnel $w \in \Omega$ associé à O est connu par l'intermédiaire d'un sous ensemble contenu dans Ω . Par exemple, « l'âge de Peter est entre 25 et 28 ans » représente une information imprécise parce que l'âge de Peter peut être l'un des éléments du sous ensemble $\{25, 26, 27, 28\}$. Notons que l'imprécision n'est qu'un cas particulier de l'incertitude.

L'Ambiguïté : une information est dite *ambigüe*, si les limites de l'information ne sont pas connues. Cette ambiguïté peut prendre l'une de deux formes : la non spécificité (i.e. l'exclusivité de l'information est mise-en cause) ou la force de lien est partielle (i.e. non binaire).

En plus de ces différents types d'imperfections, une information peut être de type quantitative (i.e. binaire, numérique), qualitative (i.e. ordinale, nominale). Ainsi, lors de la construction d'un système de traitement de l'information, les deux notions qui sont l'hétérogénéité et l'imperfection, doivent être prises en considération.

2.2. Cadres mathématiques

Après avoir présenté brièvement la définition des concepts de donnée, d'information, de connaissance ainsi que les différents types d'imperfections (imprécision, incertitude, et ambiguïté), ce paragraphe est consacré à présenter les cadres mathématiques proposés dans la littérature qui permettent la modélisation des différents types d'imperfections. En particulier, nous présenterons brièvement la théorie des probabilités, la théorie d'évidence et la théorie des ensembles flous.

Considérons un univers composé de N singletons $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ et supposons que l'on se trouve dans un contexte d'incertitude, c'est-à-dire qu'un seul singleton de Ω se produit mais nous ne le connaissons pas. A et B sont deux événements quelconques définis sur Ω (i.e. deux sous ensembles de Ω).

2.2.1. Théorie des probabilités

La théorie des probabilités constitue le premier cadre utilisé dans les systèmes d'aide au diagnostic pour traiter l'information imparfaite, et en particulier, l'information incertaine. Mathématiquement, dans le cadre de la théorie des probabilités, la seule connaissance disponible sur la réalisation des différents singletons x_n , $n = 1, 2, \dots, N$, est représentée par une distribution de probabilité $\text{pr}(\cdot)$ qui est une application $\text{pr} : \Omega \rightarrow [0,1] ; x_n \rightarrow \text{pr}(x_n)$, où $\text{pr}(x_n)$ désigne, à la lumière des connaissances disponibles, la probabilité pour que le singleton x_n soit celui qui s'est produit [38]. Cette distribution de probabilité doit vérifier la condition de normalisation des probabilités (i.e. $\sum_{x_n \in \Omega} \text{pr}(x_n) = 1$).

L'occurrence d'un événement $A \subseteq \Omega$ est représentée par une mesure de probabilité donnée par :

$$P : 2^\Omega \rightarrow [0,1]$$

$$A \rightarrow P(A)$$

La valeur $P(A)$ quantifie dans quelle mesure l'événement A est probable. Cette mesure de probabilité doit vérifier les propriétés suivantes :

- $P(\Phi) = 0$ et $P(\Omega) = 1$;
- $\forall A, B \subseteq \Omega : P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$;
- $P(A) + P(A^c) = 1$, avec A^c l'événement complémentaire de A ;
- $P(A) = \sum_{x_n \in A} \text{pr}(x_n)$.

En effet, la théorie des probabilités constitue un bon cadre pour la représentation d'information imparfaite du type incertitude. Néanmoins, cette théorie n'est pas adéquate, lorsque l'imperfection qui affecte l'information est de type ambiguïté. Plusieurs travaux [39][40][30] ont analysé les limitations associées à l'utilisation de la théorie des probabilités pour la modélisation du raisonnement humain où l'essentielle des informations et des connaissances manipulées est de nature ambiguë.

2.2.2. Théorie d'évidence

La théorie d'évidence a été introduite par *Dempster* [41] dans le cadre des travaux sur les bornes inférieure et supérieure d'une famille de distributions de probabilité. A partir de ce formalisme mathématique, *Shafer* [42] a montré l'intérêt des fonctions de croyance pour la modélisation des informations incertaines. Notons, donc, qu'il s'agit du même cadre d'application que la théorie des probabilités. Dans cette théorie, l'ensemble Ω est appelé *cadre de discernement*. On suppose que ce

cadre de discernement est exhaustif. On définit une masse de probabilité élémentaire, appelée *masse de croyance* $m(\cdot)$, qui caractérise la véracité ou la croyance en la réalisation d'un évènement A (i.e. la croyance que le singleton unique qui s'est produit appartient à cet évènement). La masse $m(A)$ est alors définie par :

$$m : 2^\Omega \rightarrow [0,1]$$

$$A \rightarrow m(A)$$

et vérifie les propriétés suivantes :

- $m(\Phi) = 0$;
- $\sum_{A \subseteq \Omega} m(A) = 1$.

Cette fonction se différencie d'une probabilité par le fait que la totalité de la masse de croyance est répartie non seulement sur les hypothèses singletons x_n , mais aussi sur les hypothèses combinées. La modélisation issue de la fonction m est appelée jeu de masses. A partir de la fonction m , on définit respectivement les fonctions de *crédibilité* $Cr(\cdot)$ et de *plausibilité* $Pl(\cdot)$ par :

$$Cr(A) = \sum_{B \subseteq A} m(B) \quad (2.1)$$

$$Pl(A) = \sum_{A \cap B \neq \Phi} m(B) = 1 - Cr(A^C) \quad (2.2)$$

où A^C représente l'évènement contraire de l'évènement A. La crédibilité, $Cr(A)$, mesure la force avec laquelle on croit en la véracité de l'évènement A. La plausibilité, $Pl(A)$, fonction duale de la crédibilité, mesure l'intensité avec laquelle on ne doute pas de la réalisation de A.

En effet, la théorie d'évidence, comme la théorie des probabilités, est capable de traiter des informations incertaines de nature probabiliste ainsi que certains types de l'imprécision, mais avec une interprétation différente de la théorie des probabilités (i.e. ensembliste). Ainsi, la modélisation de l'information imprécise et ambiguë reste une question à résoudre. Ceci a incité les chercheurs à proposer un cadre alternatif (i.e. théorie des ensembles flous et la théorie des possibilités) permettant de manipuler l'imprécision et l'ambiguïté de l'information et de traiter des informations de nature non probabiliste.

2.2.3. Théorie des ensembles flous

La théorie des ensembles flous apporte un cadre générique et puissant qui permet au système d'aide au diagnostic d'intégrer une certaine souplesse dans ses analyses et d'avoir un raisonnement qui se rapproche du raisonnement humain. Cette théorie a été introduite en 1965 par Zadeh [43] à partir de l'idée d'appartenance partielle à une classe, aux limites mal définies, de gradualité dans le passage d'une situation à une autre, dans une généralisation de la théorie classique des ensembles algébriques,

admettant des situations intermédiaires entre l'appartenance et le non appartenance [44]. Dans la théorie des ensembles classiques, il n'y a que deux situations potentielles pour un élément, soit il appartient, soit il n'appartient pas à un ensemble. *Zadeh* a introduit la notion de l'appartenance partielle. C'est-à-dire, un élément peut appartenir partiellement à un ensemble. Un ensemble flou A de Ω est caractérisé par une fonction d'appartenance définie par :

$$\begin{aligned}\mu_A : \Omega &\rightarrow [0,1] \\ x_n &\rightarrow \mu_A(x_n)\end{aligned}$$

Cette fonction d'appartenance associe à chaque élément x_n de Ω une valeur de l'intervalle $[0,1]$. $\mu_A(x_n)$ qui représente le degré d'appartenance de x_n à A . $\mu_A(x_n) = 0$, signifie que x_n n'appartient pas à A ; $\mu_A(x_n) = 1$, signifie que x_n appartient totalement à A ; $0 < \mu_A(x_n) < 1$, signifie que x_n appartient partiellement à A . L'intersection et l'union de deux ensembles flous A et B définis sur Ω sont données par :

- $\forall x_n \in \Omega : \mu_{A \cup B}(x_n) = \max(\mu_A(x_n), \mu_B(x_n)) ;$
- $\forall x_n \in \Omega : \mu_{A \cap B}(x_n) = \min(\mu_A(x_n), \mu_B(x_n)) ;$

Après avoir donné une idée générale sur ces trois approches permettant de traiter l'information imparfaite, nous allons présenter le cadre adopté tout au long de ce travail, celui de la théorie des possibilités.

2.3. Théorie des possibilités

La théorie des possibilités, introduite par *Zadeh* [34] et développée par *Dubois-Prade* [35] permet de traiter l'incertitude dans le cas où l'information disponible est décrite de façon ambiguë [39][40]. Cette théorie a été adoptée dans différents travaux dans le domaine médical [31][45][46][47][48].

En effet, la théorie des possibilités est dérivée de celle des ensembles flous et tous les outils introduits dans la théorie des ensembles flous peuvent être étendus à la théorie des possibilités [34][49]. L'incertitude liée à la réalisation d'un événement est exprimée, contrairement à la théorie des probabilités, par deux mesures, et non plus par une seule.

Dans ce qui suit, nous allons exposer les différents aspects de la théorie des possibilités tels que : la distribution de possibilité, la mesure de possibilité, la mesure de nécessité et la possibilité conditionnelle, etc.

2.3.1. Distribution de possibilité

Considérons un univers composé de N singletons $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ et supposons que l'on se trouve dans un contexte d'incertitude, c'est-à-dire, un seul singleton de Ω se produit mais nous ne le connaissons pas. Dans le cadre de la théorie des possibilités, la seule connaissance disponible sur la réalisation des différents singletons x_n , $n = 1, 2, \dots, N$, est représentée par une distribution de

possibilité $\pi(\cdot)$ qui est une application $\pi : \Omega \rightarrow [0,1]$; $x_n \rightarrow \pi(x_n)$ où $\pi(x_n)$ désigne, à la lumière des connaissances disponibles, la possibilité pour que le singleton x_n soit celui qui s'est produit [50]. Si $\pi(x_n) = 1$ (resp. $= 0$), alors le singleton x_n est considéré comme tout à fait possible (resp. impossible). Dans le contexte du contenu informatif, deux cas extrêmes peuvent être définis :

- Information complète : pour $x_0 \in \Omega$, $\pi(x_0) = 1$ et $\pi(x_n) = 0$ pour tout $x_n \in \Omega$ différent de x_0 .
- Ignorance totale : $\forall x_n \in \Omega$, $\pi(x_n) = 1$, ceci signifie que tous les singletons sont tout à fait possibles.

2.3.2. Hauteur

La valeur de possibilité maximale, $h(\pi)$, est appelée la *hauteur* de la distribution de possibilité, π , ou le *degré de consistance* des connaissances disponibles (représentées par la distribution de possibilité π) concernant la réalisation des singletons [51]. La hauteur d'une distribution de possibilité détermine le singleton ayant le degré de compatibilité le plus élevé avec les connaissances disponibles, c'est-à-dire, le singleton qui a la plus grande possibilité à se produire comme une solution compatible avec les connaissances disponibles :

$$h(\pi) = \max_{x \in \Omega} \pi(x) \quad (2.3)$$

Une distribution de possibilité π est dite *normale* ou *consistante* avec les connaissances disponibles si et seulement si $h(\pi) = 1$. Ceci signifie que la normalité ou la consistance, d'une distribution de possibilité, décrit le fait qu'au moins un des singletons de l'univers Ω est *totalemment possible*.

2.3.3. Mesure de possibilité – Mesure de nécessité

Dans le cadre de la théorie des possibilités, l'incertitude liée à l'occurrence d'un singleton $x_n \in \Omega$ est caractérisée par la valeur de possibilité $\pi(x_n)$, alors que l'incertitude liée à l'occurrence d'un événement $A \subseteq \Omega$ est caractérisée par un couple de deux mesures ensemblistes [la mesure de nécessité $N(A)$, la mesure de possibilité $\Pi(A)$] [44].

La mesure de possibilité, $\Pi(\cdot)$, est une application définie sur l'ensemble des parties (i.e. sous ensembles) de Ω :

$$\mathcal{P}(\Omega) \rightarrow [0,1]$$

$$A \rightarrow \Pi(A)$$

où $\Pi(A)$ représente le degré de possibilité pour que l'événement A se réalise. Si $\Pi(A) = 1$ (resp. $= 0$), alors l'événement A est considéré comme un événement *tout à fait possible* (resp. *impossible*). La mesure de possibilité est supposée satisfaire les propriétés suivantes :

- ❖ $\Pi(\Phi) = 0$ et $\Pi(\Omega) = 1$;
- ❖ $\forall A, B \subseteq \Omega : \Pi(A \cup B) = \max(\Pi(A), \Pi(B))$;

$$\forall A, B \subseteq \Omega : \Pi(A \cap B) \leq \min(\Pi(A), \Pi(B)).$$

A partir d'une distribution de possibilité, $\pi(\cdot)$, définie sur l'univers, Ω , la mesure de possibilité, $\Pi(A)$, est donnée par :

$$\Pi(A) = \max_{x \in A} \pi(x) \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (2.4)$$

De même, la mesure de nécessité, $N(\cdot)$, est une application :

$$\begin{aligned} \mathcal{P}(\Omega) &\rightarrow [0,1] \\ A &\rightarrow N(A) \end{aligned}$$

où $N(A)$ représente le degré de certitude pour que l'événement A se réalise. Si $N(A) = 1$ (resp. $= 0$), alors l'événement A est considéré comme un événement *certain* (resp. *incertain*). La mesure de nécessité satisfait les propriétés suivantes :

- ❖ $N(\Phi) = 0$ et $N(\Omega) = 1$;
- ❖ $\forall A, B \subseteq \Omega, N(A \cap B) = \min(N(A), N(B))$;
- ❖ $\forall A, B \subseteq \Omega, N(A \cup B) \geq \max(N(A), N(B))$.

A partir d'une distribution de possibilité, $\pi(\cdot)$, définie sur l'ensemble de référence, Ω , la mesure de nécessité, $N(A)$, est donnée par :

$$N(A) = \min_{x \notin A} (1 - \pi(x)) \quad \forall A \subseteq \Omega \quad (2.5)$$

La mesure de nécessité peut être donnée aussi à partir de la mesure de possibilité :

$$N(A) = 1 - \Pi(A^c) \quad (2.6)$$

Ainsi, l'occurrence d'un événement $A \in \mathcal{P}(\Omega)$ est caractérisée par l'intervalle possibiliste $[N(A), \Pi(A)]$ délimitant la vraie valeur de probabilité de réalisation de A :

- 1) Notons que pour une distribution de possibilité normale, l'inégalité $N(A) \leq \Pi(A)$ est toujours vérifiée $\forall A \subseteq \Omega$.
- 2) Les propriétés suivantes caractérisent ces deux mesures d'incertitude et montrent leurs liens de dualité :
 - ❖ $\Pi(A) + \Pi(A^c) \geq 1$;
 - ❖ $\min\{N(A), N(A^c)\} = 0$;
 - ❖ $\max\{\Pi(A), \Pi(A^c)\} = 1$;
 - ❖ $\Pi(A) < 1 \Rightarrow N(A) = 0$;
 - ❖ $N(A) > 0 \Rightarrow \Pi(A) = 1$.

Dans le contexte de la description d'occurrence d'un événement A , en utilisant ce couple possibiliste $[N(A), \Pi(A)]$, trois cas extrêmes peuvent être définis :

- Événement *impossible* : $[N(A), \Pi(A)] = [0, 0]$.
- Événement *possible et certain* : $[N(A), \Pi(A)] = [1, 1]$.
- Événement *possible mais incertain* : $[N(A), \Pi(A)] = [0, 1]$.

En effet, la nature (en termes de normalité) de la distribution de possibilité est une cause directe affectant ces propriétés de dualité entre les deux mesures de possibilité et de nécessité.

2.3.4. Transformation Distribution de probabilité \Rightarrow distribution de possibilité

La décision établie par l'être humain, est généralement prise en se basant sur la fusion d'informations de différents types et affectées de différentes formes d'imperfection : information incertaine, information possibiliste, information binaire, information ambiguë, etc. Afin de traiter ces différents types d'informations dans un cadre unique, une transformation d'un type vers un autre est fondamentale.

Une facette importante de la théorie des possibilités réside dans le fait de pouvoir transformer les informations probabilistes en des informations possibilistes en réalisant la projection des distributions de probabilité en des distributions de possibilité. Cette transformation constitue une opération utile dans le contexte de la fusion des informations hétérogènes. Plusieurs transformations d'une distribution de probabilité en une distribution de possibilité ont été proposées dans la littérature [52][53][54].

Deux conditions sont utilisées pour évaluer la qualité d'une transformation donnée :

- Le principe de *Zadeh* « ce qui est probable est toujours possible » : ceci est traduit par l'inégalité $pr(.) \leq \pi(.)$. Ce principe doit être vérifié par la transformation considérée ;
- La spécificité maximale (i.e. le contenu informatif maximal) : la bonne transformation est la transformation qui fournit une distribution de possibilité ayant une valeur de spécificité maximale (i.e. un contenu informatif maximal).

Parmi les différentes transformations proposées dans la littérature, nous adoptons, dans notre approche, la transformation de *Dubois-Prade* [54] car elle est la seule transformation qui vérifie les deux précédentes conditions de qualité. En effet, la distribution de possibilité obtenue par cette transformation représente la distribution la plus spécifique que l'on peut obtenir. De plus, l'inégalité $pr(x_n) \leq \pi(x_n)$ est toujours vérifiée quelque soit $x_n \in \Omega$.

Soit l'ensemble $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, chaque élément x_i est associé à une valeur de probabilité pr_i . La distribution de possibilité correspondante est réalisée en appliquant la formule suivante sur la version ordonnée de la distribution de probabilité $pr_1 \geq pr_2 \geq \dots \geq pr_N$:

$$\begin{aligned}
\pi_1 &= 1 \\
\pi_i &= \prod(\{x_i\}) = \sum_{j=1}^N (pr_j) \quad \text{Si } pr_{i-1} > pr_i \\
&= \pi_{i-1} \quad \text{Sinon}
\end{aligned} \tag{2.7}$$

2.3.5. Possibilité conjointe – Possibilité marginale

Etant donnés deux ensembles de référence $X = \{x_1, x_2, \dots, x_M\}$ et $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_N\}$, la possibilité d'occurrence simultanée de l'élément $x_m \in X$ et l'élément $y_n \in Y$, est représentée par une distribution de *possibilité conjointe* définie sur le produit cartésien $X \times Y \rightarrow [0,1] : (x_m, y_n) \rightarrow \pi(x_m, y_n)$. Cette distribution exprime les influences respectives du fait que l'occurrence de l'élément $x_m \in X$ et de l'élément $y_n \in Y$ soit possible simultanément. Elle indique dans quelle mesure il est possible qu'ils apparaissent simultanément [44].

La distribution de possibilité conjointe $\pi(x_m, y_n)$ fournit une information sur chacun des ensembles X et Y sous la forme de deux distributions de possibilité dites *distributions marginales*, définies par :

$$\pi_X(x_m) = \sup_{y_n \in Y} \pi(x_m, y_n) \dots \forall x_m \in X \tag{2.8}$$

$$\pi_Y(y_n) = \sup_{x_m \in X} \pi(x_m, y_n) \dots \forall y_n \in Y \tag{2.9}$$

Cette définition implique la propriété suivante :

$$\pi(x_m, y_n) \leq \min \{ \pi_X(x_m), \pi_Y(y_n) \} \quad \forall x_m \in X \text{ et } y_n \in Y \tag{2.10}$$

2.3.6. Fusion d'informations dans un cadre possibiliste

La fusion d'informations consiste à combiner des informations issues de plusieurs sources afin d'améliorer la prise de décision [55]. La fusion peut se définir aussi comme étant une combinaison d'informations imparfaites et hétérogènes afin d'obtenir des informations plus complètes qui permettent une meilleure prise de décision. De nombreux modes de fusion d'informations issues de plusieurs sources sont proposés dans la littérature (i.e. conjonctif, disjonctif, adaptatif, etc.). Pour chaque mode, plusieurs opérateurs ont été proposés. Le choix du mode et de l'opérateur de fusion se base sur la fiabilité, le conflit et l'interdépendance des données fournies par les sources d'informations.

Soient π_1 et π_2 deux distributions de possibilité fournies respectivement par deux sources S_1 et S_2 . Nous allons présenter les trois modes de fusion de ces deux distributions : la fusion conjonctive, disjonctive et adaptative.

2.3.6.1. Fusion conjonctive

La fusion conjonctive, $\pi_{\wedge}(\cdot)$, des deux distributions, π_1 et π_2 est définie par [56] :

$$\pi_{\wedge}(x) = \pi_1(x) * \pi_2(x) \quad (2.11)$$

où $*$ représente l'opérateur général de la fusion conjonctive qui peut prendre différentes formes : minimum, produit, Lukasiewicz t-norm, etc. :

- $\pi_{\wedge}(x) = \pi_1(x) * \pi_2(x) = \min(\pi_1(x), \pi_2(x))$;
- $\pi_{\wedge}(x) = \pi_1(x) * \pi_2(x) = \pi_1(x) \cdot \pi_2(x)$;
- $\pi_{\wedge}(x) = \pi_1(x) * \pi_2(x) = \max(0, \pi_1(x) + \pi_2(x) - 1)$;
- ...

En effet, la fusion conjonctive correspond à un consensus entre les informations fusionnées. Elle permet une satisfaction simultanée des contraintes induites par le processus de fusion. Ce mode de fusion est bien adapté lorsque les informations sont tout à fait fiables et si les sources ne sont pas conflictuelles, dans le sens qu'elles soulignent le même intérêt. Autrement dit, si les sources ont différentes fiabilités, alors le choix le plus fiable doit considérer une option plus prudente plutôt que de rechercher un consensus. Par conséquent, sous certaines hypothèses, il n'y a aucun risque à relaxer l'information appropriée en limitant le procédé de combinaison à la seule connaissance commune. Cependant, quand les hypothèses sont affaiblies, l'utilisation d'une combinaison conjonctive peut être remise en cause. En effet, habituellement, elle est moins significative en termes de pertinence de l'information résultante et elle peut mener à des contradictions. Le comportement conjonctif est le pendant d'une intersection ensembliste. Le résultat d'un opérateur conjonctif est toujours compris dans tous les éléments d'informations fournies par les sources. Notons aussi que l'opérateur conjonctif réduit l'incertitude globale et fournit un résultat plus précis que chacune des informations provenant des sources prises séparément. La figure 2.2 montre un exemple de fusion conjonctive en utilisant l'opérateur « min ».

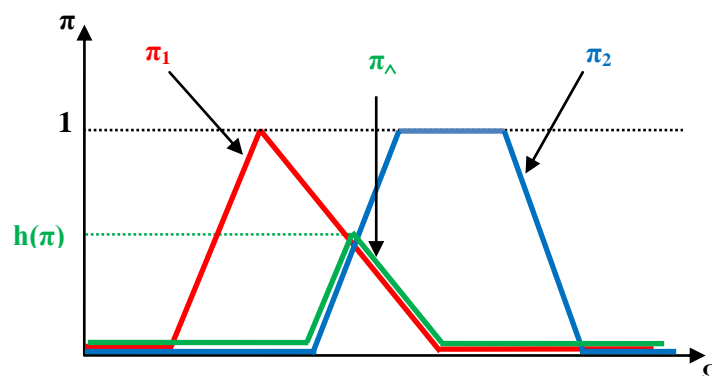


Fig. 2.2 : Fusion conjonctive par l'opérateur *min*

2.3.6.2. Fusion disjonctive

La fusion disjonctive, $\pi_{\vee}(\cdot)$, de deux distributions, π_1 et π_2 , se définit par [56] :

$$\pi_{\vee}(x) = \pi_1(x) \perp \pi_2(x) \quad (2.12)$$

où \perp représente l'opérateur général de la fusion disjonctive. Cet opérateur peut prendre différentes formes : maximum, somme, Lukasiewicz t-conorm, etc. :

- $\pi_{\vee}(x) = \pi_1(x) \perp \pi_2(x) = \max(\pi_1(x), \pi_2(x))$;
- $\pi_{\vee}(x) = \pi_1(x) \perp \pi_2(x) = \pi_1(x) + \pi_2(x)$;
- $\pi_{\vee}(x) = \pi_1(x) \perp \pi_2(x) = \min(1, \pi_1(x) + \pi_2(x))$;
- ...

Le comportement disjonctif est le pendant d'une union ensembliste. Le résultat d'un tel opérateur disjonctif contient toutes les informations données par les sources. Un opérateur disjonctif augmente donc l'incertitude globale et fournit un résultat moins précis que chacune des sources prise séparément. De plus, ce mode de fusion fait l'hypothèse qu'au moins l'une des sources est fiable. Le résultat d'une telle opération est généralement très fiable, mais peut être très imprécis. Ce qui réduit son utilité. La figure 2.3 montre un exemple de fusion disjonctive en utilisant l'opérateur « max ».

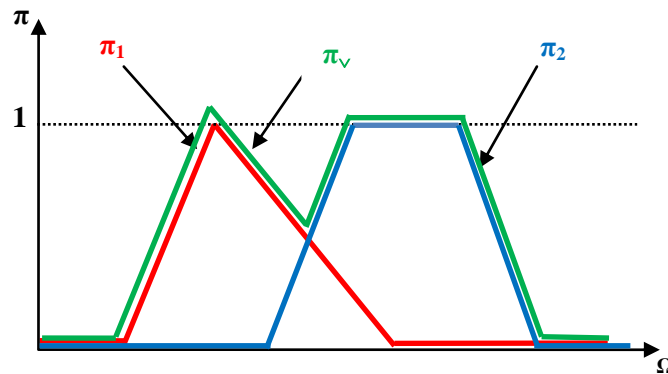


Fig. 2.3 : Fusion disjonctive par l'opérateur *max*

2.3.6.3. Fusion adaptative

Un autre type de combinaison (i.e. adaptative), intermédiaire entre les deux précédentes types, a été proposé par *Dubois* et *Prade* [56]. La propriété de l'opérateur adaptatif est intéressante dans le sens où il évolue progressivement d'une combinaison conjonctive à un mode disjonctif dès que le conflit entre les sources augmente. Le degré de compatibilité (conflit) des sources est défini par :

$$\text{Inc}(\pi_1(x) \wedge \pi_2(x)) = \text{Inc}(\pi) = 1 - \max_{x \in \Omega} \pi(x) = 1 - h(\pi_1(x) \wedge \pi_2(x)) \quad (2.13)$$

La fusion adaptative, $\pi_{AD}(\cdot)$, de deux distributions π_1 et π_2 , est donnée par :

$$\pi_{AD}(x) = \max[\pi_{\wedge}(x), \min(\pi_{\vee}(x), 1 - h(\pi_1(x), \pi_2(x)))] \quad (2.14)$$

où $\pi_{\wedge}(x) = \frac{\min(\pi_1(x), \pi_2(x))}{h(\pi_1(x), \pi_2(x))}$ et $\pi_{\vee}(x) = \max(\pi_1(x), \pi_2(x))$.

Un exemple de la fusion adaptative est illustré dans la figure 2.4.

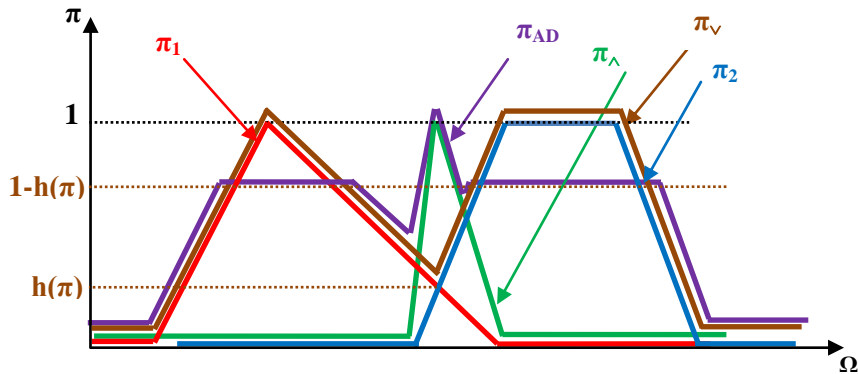


Fig. 2.4 : Fusion adaptative

2.3.7. Possibilité conditionnelle

L'influence réciproque des ensembles de référence X et Y peut également être étudiée par l'intermédiaire du degré avec lequel un élément $y_n \in Y$ est possible, sachant que l'élément $x_m \in X$ est pris en considération.

Ce concept est modélisé par une distribution de possibilité appelée *la possibilité conditionnelle* $\pi_{Y|X}(x_m, y_n)$ définie sur le produit cartésien $X \times Y \rightarrow [0, 1] : (x_m, y_n) \rightarrow \pi_{Y|X}(x_m, y_n)$. Cette distribution de possibilité conditionnelle est reliée par les distributions de possibilité conjointe et marginales par la relation suivante :

$$\pi(x_m, y_n) = \pi_{Y|X}(x_m, y_n) * \pi_X(x_m) \quad \forall x_m \in X, \forall y_n \in Y \quad (2.15)$$

où l'opérateur de combinaison $*$ désigne généralement le minimum ou le produit.

Notons que cette relation ne fournit pas un moyen unique pour construire la possibilité conditionnelle $\pi_{Y|X}$ à partir d'une distribution de possibilité conjointe $\pi(x_m, y_n)$ et d'une distribution de possibilité marginale π_X . Pour cette raison, plusieurs définitions de la possibilité conditionnelle ont été proposées dans la littérature [57].

2.3.7.1. Possibilité conditionnelle selon Zadeh

L. Zadeh [57] considère la possibilité conditionnelle et la possibilité conjointe comme étant égales :

$$\pi_{zA}(x_m | y_n) = \pi(x_m, y_n) = \pi(y_n | x_m) \quad (2.16)$$

Cette définition est très simple, mais son inconvénient est que la normalité n'est pas toujours respectée dans la distribution de possibilité conditionnelle obtenue.

A titre d'exemple, considérons les deux ensembles $X = \{x_1, x_2, x_3\}$ et $Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$. L'occurrence simultanée de chaque couple (x_m, y_n) , $m = 1 \dots 3$ et $n = 1 \dots 4$, est représentée par la matrice des possibilités conjointes, $M_{X,Y}$, qui est donnée par :

$$M_{X,Y} = \begin{bmatrix} \pi(x_1, y_1) & \pi(x_1, y_2) & \pi(x_1, y_3) & \pi(x_1, y_4) \\ \pi(x_2, y_1) & \pi(x_2, y_2) & \pi(x_2, y_3) & \pi(x_2, y_4) \\ \pi(x_3, y_1) & \pi(x_3, y_2) & \pi(x_3, y_3) & \pi(x_3, y_4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0.7 & 0.5 & 0.2 \\ 0.3 & 0.9 & 0 & 0.4 \\ 0.7 & 0.2 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

La matrice des possibilités conditionnelles $M_{X|Y}$ selon la définition de Zadeh est la même matrice des possibilités conjointes $M_{X,Y}$. En fixant $Y = y_2$, nous obtenons la distribution :

$$M_{X,Y=y_2} = \begin{bmatrix} 0.7 \\ 0.9 \\ 0.2 \end{bmatrix}$$

qui n'est pas une distribution normale.

2.3.7.2. Possibilité conditionnelle selon Hisdal

En se basant sur la définition de la probabilité conditionnelle, Hisdal a proposé la définition suivante de la possibilité conditionnelle :

$$\pi_H(x_m | y_n) = \begin{cases} \frac{\pi(x_m, y_n)}{k(y_n)} & \text{Si } \pi(x_m, y_n) < \pi(y_n) \\ 1 & \text{Si } \pi(x_m, y_n) = \pi(y_n) \end{cases} \quad (2.17)$$

où $k(y_n) = \max_x \pi(x_m | y_n)$.

La division par la valeur de la possibilité conditionnelle $k(y_n)$ est réalisée afin d'obtenir une distribution de possibilité conditionnelle normale. En considérant l'exemple précédent, la matrice des possibilités conditionnelles réalisée selon la définition de Hisdal est :

$$M_{X|Y} = \begin{bmatrix} \pi(x_1|y_1) & \pi(x_1|y_2) & \pi(x_1|y_3) & \pi(x_1|y_4) \\ \pi(x_2|y_1) & \pi(x_2|y_2) & \pi(x_2|y_3) & \pi(x_2|y_4) \\ \pi(x_3|y_1) & \pi(x_3|y_2) & \pi(x_3|y_3) & \pi(x_3|y_4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{0.7}{0.9} & 0.5 & \frac{0.2}{0.4} \\ \frac{0.3}{0.7} & 1 & 0 & 1 \\ 1 & \frac{0.2}{0.9} & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

2.3.7.3. Possibilité conditionnelle selon Dubois-Prade

La définition de *Dubois-Prade* est un cas particulier de la définition de *Hisdal*, tout en remplaçant la valeur maximale $k(y_n)$ par l'unité :

$$\pi_{DP}(x_m | y_n) = \begin{cases} \pi(x_m, y_n) & \text{Si } \pi(x_m, y_n) < \pi(y_n) \\ 1 & \text{Si } \pi(x_m, y_n) = \pi(y_n) \end{cases} \quad (2.18)$$

Donc, le problème de normalité est résolu. En considérant l'exemple précédent, la matrice des possibilités conditionnelles réalisée selon la définition de *Dubois-Prade* est égale à :

$$M_{X|Y} = \begin{bmatrix} 0 & 0.7 & 0.5 & 0.2 \\ 0.3 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0.2 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

2.3.7.4. Possibilité conditionnelle selon Dempster

De la même façon que *Hisdal*, *Dempster* a proposé une définition de possibilité conditionnelle en considérant $k(y_n) = \pi(y_n)$:

$$\pi_{DE}(x_m | y_n) = \begin{cases} \frac{\pi(x_m, y_n)}{\pi(y_n)} & \text{Si } \pi(y_n) > 0 \\ 1 & \text{Si } \pi(y_n) = 0 \end{cases} \quad (2.19)$$

Donc, le problème de normalité est résolu car cette définition se base sur la définition de *Hisdal* qui donne une distribution de possibilité conditionnelle normale. En considérant l'exemple précédent, la matrice des possibilités conditionnelles réalisée selon la définition de *Dempster* est égale à :

$$M_{X|Y} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{0.7}{0.9} & 0.5 & \frac{0.2}{0.4} \\ \frac{0.3}{0.7} & 1 & 0 & 1 \\ 1 & \frac{0.2}{0.9} & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

2.3.7.5. La possibilité conditionnelle de type Natural Extension

La définition de *Natural Extension* est donnée par :

$$\pi_{NE}(x_m | y_n) = \begin{cases} \frac{\pi(x_m, y_n)}{\pi(x_m, y_n) + 1 - \max\{\pi(x_m, y_n), \beta(y_n)\}} & \text{Si } \beta(y_n) < 1 \\ 1 & \text{Si } \beta(y_n) = 1 \end{cases} \quad (2.20)$$

où $\beta(y_n) = \max\{\pi(u) : u \in Y, u \neq y_n\}$.

La normalité est toujours respectée dans la distribution de possibilité conditionnelle obtenue. Pour l'exemple précédent, la matrice des possibilités conditionnelles réalisée est égale à :

$$M_{X|Y} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \frac{0.5}{0.5+1-\max(0.5,0.9)} & 1 \\ 1 & 1 & \frac{0}{0+1-\max(0,0.9)} & 1 \\ 1 & 1 & \frac{1}{1+1-\max(1,0.9)} & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \frac{0.5}{0.6} & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

2.3.7.6. La possibilité conditionnelle de Harmonic mean

La définition de *Harmonic mean* représente une combinaison de la définition de *Dempster* et la définition de *Natural Extension* :

$$\pi_{HM}(x_m | y_n) = \begin{cases} \frac{2\pi(x_m, y_n)}{\pi(x_m, y_n) + \pi(y_n) + 1 - \max\{\pi(x_m, y_n), \beta(y_n)\}} & \text{Si } \pi(y_n) > 0 \\ 1 & \text{Si } \pi(y_n) = 0 \end{cases} \quad (2.21)$$

où $\beta(y) = \max\{\pi(u) : u \in Y, u \neq y\}$.

La normalité est toujours respectée dans la distribution de possibilité conditionnelle ainsi obtenue. Pour l'exemple précédent, la matrice des possibilités conditionnelles réalisée selon la définition de *Harmonic mean* est égale à :

$$M_{X|Y} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1.4}{1.6} & \frac{1}{1.6} & \frac{0.4}{0.6} \\ 0.6 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & \frac{0.4}{1.1} & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

2.3.7.7. Possibilité conditionnelle selon Nguyen

La possibilité conditionnelle est donnée selon la définition de *Nguyen* par :

$$\pi_{\text{NG}}(x_m | y_n) = \begin{cases} \frac{\pi(x_m, y_n)}{\pi(y_n)} \min\{\pi(x_m), \pi(y_n)\} & \text{Si } \pi(y_n) > 0 \\ 1 & \text{Si } \pi(y_n) = 0 \end{cases} \quad (2.22)$$

Un inconvénient de cette définition est que la normalité n'est pas toujours respectée dans la distribution de possibilité conditionnelle obtenue. Pour l'exemple précédent, la matrice des possibilités conditionnelles réalisée selon la définition de *Nguyen* est égale à :

$$M_{X|Y} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{0.49}{0.9} & 0.35 & 0.2 \\ 0.3 & 0.9 & 0 & 0.4 \\ 0.7 & 0.2 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Le tableau 2.1 montre une comparaison entre les différentes définitions de possibilité conditionnelle réalisée en termes de normalité. Nous remarquons que la quasi-totalité des définitions produisent une distribution de possibilité normale (sauf les définitions de *Zadeh* et de *Nguyen*).

Tab. 2.1 : Définitions de possibilité conditionnelle

Définition	Normalité
<i>Zadeh</i>	Non
<i>Hisdal</i>	Oui
<i>Dubois-Prade</i>	Oui
<i>Dempster</i>	Oui
<i>Natural Extension</i>	Oui
<i>Harmonic mean</i>	Oui
<i>Nguyen</i>	Non

Après avoir présenté les différentes définitions de la possibilité conditionnelle, nous remarquons que ces définitions se basent sur la connaissance de trois distributions de possibilités : la possibilité conjointe et les deux distributions de possibilités marginales (qui sont obtenues à partir de la possibilité conjointe). En d'autres termes, ces définitions sont applicables uniquement dans les problèmes pour lesquels l'information disponible est représentée par la distribution de possibilité conjointe. Comme nous allons le montrer dans les chapitres suivants, deux définitions sont testées dans ce travail, la définition de *Zadeh* et celle *Nguyen*. Il s'agit d'un choix que nous avons fait grâce à leurs bonnes propriétés et leur adéquation par rapport au processus de raisonnement en diagnostic médical.

2.4. Distribution de possibilité anormale

La grande majorité des travaux liés à la théorie des possibilités ne considèrent que les distributions normales. Lorsqu'une distribution anormale est rencontrée, une étape de « normalisation » est opérée. Néanmoins, les distributions anormales sont très fréquentes dans la pratique. En effet, les raisons à l'origine de ce phénomène sont multiples et peuvent être résumées par le fait que la source d'information est non consistante (i.e. la source n'est pas suffisante pour caractériser à elle seule la certitude concernant l'occurrence des singletons). Parmi ces raisons, nous pouvons mentionner :

- La non exhaustivité de l'univers Ω ;
- Le fait que la distribution de possibilité n'apporte qu'une information partielle qui n'est pas suffisante, à elle seule, pour caractériser l'occurrence des singletons ;
- Le fait que la distribution de possibilité est obtenue par la fusion conjonctive d'au moins deux distributions de possibilité non concordantes (i.e. aucun singleton n'est considéré comme étant totalement possible simultanément par les différentes distributions de possibilité). Etant données deux sources de connaissances (exprimées par deux distributions de possibilité non concordantes $\pi_1(\cdot)$ et $\pi_2(\cdot)$ sur l'univers Ω), la fusion conjonctive de ces deux distributions de possibilité, en utilisant l'opérateur de fusion « min », va engendrer une distribution de possibilité anormale $\pi(\cdot)$ où $h(\pi) < 1$, (Fig.2.5). Ce cas est considéré comme un conflit de consistance entre les deux distributions $\pi_1(\cdot)$ et $\pi_2(\cdot)$.

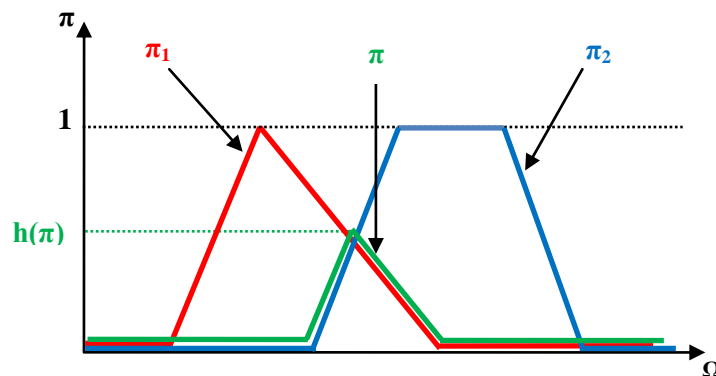


Fig. 2.5 : La fusion de deux distributions des possibilités non concordantes

Si la hauteur de la distribution de possibilité est inférieure à 1 (i.e. $h(\pi) < 1$), alors, la distribution de possibilité est considérée comme étant *anormale* ou *inconsistante*. Dans ce cas, nous pouvons définir une nouvelle valeur $\text{Inc}(\pi) \in [0,1]$ comme étant le *degré d'inconsistance* de la distribution de possibilité :

$$\text{Inc}(\pi) = 1 - \max_{x \in \Omega} \pi(x) = 1 - h(\pi) \quad (2.23)$$

Un degré d'inconsistance égal à zéro (i.e. $\text{Inc}(\pi) = 0$) signifie que la distribution de possibilité est normale (i.e. $h(\pi) = 1$). Si le degré d'inconsistance est supérieur à zéro (i.e. $\text{Inc}(\pi) > 0$), alors la distribution de possibilité est anormale (i.e. $h(\pi) < 1$).

A ce stade, il est intéressant de soulever la question concernant l'interprétation des connaissances véhiculées par une distribution de possibilité (Fig.2.6).

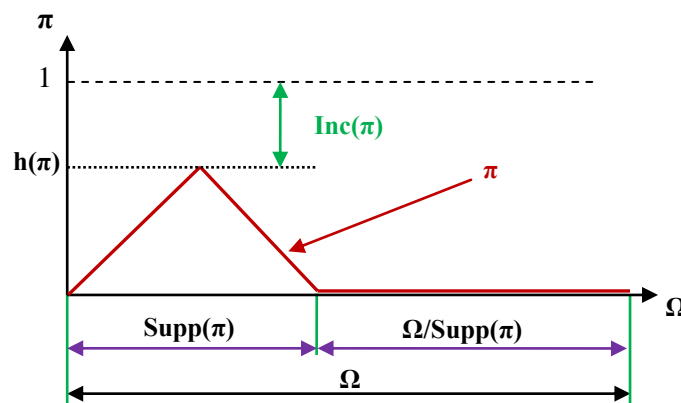


Fig. 2.6 : Les connaissances véhiculées par une distribution de possibilité

En analysant la figure 2.6, qui représente une distribution de possibilité anormale, nous notons trois sources informatives :

- 1) **Le domaine d'impossibilité** : La première connaissance portée par une distribution de possibilité est la partition de l'univers des singletons Ω , en deux sous-ensembles ; l'ensemble *support du possible* (Supp) comportant tous les singletons pouvant se produire comme solution, et l'ensemble dit *domaine d'impossibilité*, Ω/Supp comportant tous les singletons qui sont considérés comme étant impossible à se produire. En effet, cette source « d'informativité » est importante parce qu'elle réduit l'espace des solutions possibles de Ω à Supp.
- 2) **L'ordre des possibilités** : La deuxième connaissance véhiculée par la distribution de possibilité réside dans « l'organisation relative » des singletons appartenant au support du possible. En effet, considérons deux singletons x_1 et x_2 . Au-delà des degrés de possibilité « exacts » attribués aux singletons, $\pi(x_1)$ et $\pi(x_2)$, un aspect informatif de grande importance réside dans l'ordonnancement des degrés de possibilité. Si, par exemple, $\pi(x_1) > \pi(x_2)$, alors la source d'information (à l'origine de la distribution $\pi(\cdot)$), considère le singleton x_1 comme ayant plus de possibilité de réalisation que le singleton x_2 .

- 3) **L'inconsistance** : La troisième connaissance portée par la distribution de possibilité est le degré d'inconsistance $\text{Inc}(\pi) \in [0,1]$ défini par $\text{Inc}(\pi) = 1 - h(\pi)$. Il s'agit d'une source d'information traduisant la capacité de la distribution de possibilité de « confirmer » ou non la possibilité totale de réalisation des singletons considérés.

Par conséquent, il est tout à fait « naturel » de rencontrer, en pratique, des distributions de possibilité du type anormal et que l'aspect d'anormalité porte une forme de connaissance liée à la consistance et à la représentativité d'une distribution de possibilité. Donc, devant une distribution de possibilité anormale rencontrée, deux positions peuvent être alors envisagées afin de préserver la satisfaction des propriétés duales entre les mesures de possibilité et de nécessité :

- Normaliser la distribution de possibilité (modifiant ainsi la connaissance représentée par cette distribution) ; ou
- Garder la distribution de possibilité sous une forme non normalisée (préservant ainsi l'aspect lié à l'inconsistance de cette distribution) et utiliser une approche pouvant être directement appliquée sur ce type de distribution anormale.

Dans la suite de ce paragraphe, nous exposons, d'abord, trois différentes méthodes de normalisation d'une distribution de possibilité anormale. Ensuite, trois propositions permettant de traiter une distribution de possibilité anormale, sans modifier les informations fournies par la distribution de possibilité anormale, seront détaillées. Enfin, nous présentons une étude comparative des propriétés des mesures de possibilité et de nécessité dans les trois cas : distribution normale ou normalisée, distribution anormale et distribution anormale intégrant la proposition de *Dubois* [58] comme méthode pour traiter une distribution de possibilité anormale sans modifier la nature de la distribution donnée.

2.4.1. Méthodes de normalisation

D'un point de vue mathématique, la normalisation est une étape très importante dans la plupart des applications d'aide à la décision car la majorité des théories utilisées (théorie des probabilités, théorie d'évidence, théorie des possibilités, etc.) se basent essentiellement sur les distributions normales (normalisées). A titre de définition, dans le cadre de notre travail, la normalisation est le processus qui transforme une distribution de possibilité anormale, π , en une distribution de possibilité normalisée, π' . Plusieurs méthodes de normalisation ont été proposées dans la littérature [59][60]. Dans ce paragraphe, nous allons présenter brièvement les trois méthodes les plus répandues.

Considérons une distribution de possibilité anormale, π , définie sur un univers comportant N singletons $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$. La transformation de cette distribution en une distribution normalisée sera réalisée selon chacune des trois méthodes suivantes : la normalisation ordinale, la normalisation numérique, et la normalisation par décalage de l'inconsistance.

2.4.1.1. Normalisation ordinale

Cette méthode de normalisation consiste à :

- Décaler à l'unité, le degré de possibilité de tous les singletons de Ω ayant un degré de possibilité maximal (i.e. égal à la hauteur $h(\pi)$) ;
- Garder la même valeur de possibilité pour les autres singletons ayant un degré de possibilité inférieur de $h(\pi)$:

$$\pi'(x) = \begin{cases} 1 & \text{Si } \pi(x) = h(\pi) \\ \pi(x) & \text{Sinon} \end{cases} \quad (2.24)$$

A titre d'exemple, considérons un univers comportant six singletons : $\Omega = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6\}$, sur lequel nous disposons de la distribution de possibilité anormale suivante : $\pi(x_1) = 0.7$, $\pi(x_2) = 0.4$, $\pi(x_3) = 0.7$, $\pi(x_4) = 0.5$, $\pi(x_5) = 0.2$ et $\pi(x_6) = 0.1$. La hauteur de cette distribution est donnée par $h(\pi) = \max_{x \in \Omega} \pi(x) = 0.7$; son degré d'inconsistance est $\text{Inc}(\pi) = 1 - h(\pi) = 0.3$.

La distribution de possibilité normalisée correspondante à la méthode de normalisation ordinale est donnée par :

- $\pi'(x_1) = 1$ (car $\pi(x_1) = 0.7 = h(\pi)$) ;
- $\pi'(x_2) = \pi(x_2) = 0.4$ (car $\pi(x_2) = 0.4 < h(\pi)$) ;
- $\pi'(x_3) = 1$ (car $\pi(x_3) = 0.7 = h(\pi)$) ;
- $\pi'(x_4) = \pi(x_4) = 0.5$ (car $\pi(x_4) = 0.5 < h(\pi)$) ;
- $\pi'(x_5) = \pi(x_5) = 0.2$ (car $\pi(x_5) = 0.2 < h(\pi)$) ;
- $\pi'(x_6) = \pi(x_6) = 0.1$ (car $\pi(x_6) = 0.1 < h(\pi)$).

En appliquant cette méthode, ou toute autre méthode de normalisation, la question qui se pose naturellement, concerne l'effet de la normalisation sur les deux mesures de possibilité et de nécessité d'un événement $A \subseteq \Omega$. En effet, nous pouvons facilement démontrer que les nouvelles mesures de possibilité (i.e. $\Pi'(A)$) et de nécessité (i.e. $N'(A)$) obtenues à partir de la distribution de possibilité normalisée $\pi'(\cdot)$ sont données en fonction des mesures de possibilité, $\Pi(A)$, et de nécessité, $N(A)$ par :

$$\Pi'(A) = \begin{cases} 1 & \text{Si } \Pi(A) = h(\pi) \\ \Pi(A) & \text{Sinon} \end{cases} \quad (2.25)$$

$$N'(A) = 1 - \Pi'(A^c) = \begin{cases} 0 & \text{Si } \Pi(A^c) = h(\pi) \\ 1 - \Pi(A) & \text{Si } \Pi(A^c) < h(\pi) \end{cases} \quad (2.26)$$

2.4.1.2. Normalisation numérique

Cette méthode de normalisation est basée sur la division de la distribution de possibilité par sa hauteur :

$$\pi'(x) = \frac{\pi(x)}{h(\pi)} = \frac{\pi(x)}{\max_{x \in \Omega} \pi(x)} \quad (2.27)$$

Notons que cette méthode affecte toutes les valeurs de possibilité et non seulement les singletons ayant la possibilité maximale (i.e. égale à la hauteur de la distribution de possibilité). Considérons l'exemple précédent, alors la distribution de possibilité normalisée correspondante à la méthode de normalisation numérique est donnée par :

- $\pi'(x_1) = 0.7/0.7 = 1$;
- $\pi'(x_2) = 0.4/0.7 = 0.6$;
- $\pi'(x_3) = 0.7/0.7 = 1$;
- $\pi'(x_4) = 0.5/0.7 = 0.7$;
- $\pi'(x_5) = 0.2/0.7 = 0.3$;
- $\pi'(x_6) = 0.1/0.7 = 0.1$.

Les nouvelles mesures de possibilité et de nécessité associées à la distribution de possibilité normalisée π' sont données par ($\forall A \subseteq \Omega$) :

$$\Pi'(A) = \max_{x \in A} [\pi'(x)] = \max_{x \in A} \left[\frac{\pi(x)}{h(\pi)} \right] = \frac{1}{h(\pi)} \max_{x \in A} [\pi(x)]$$

Par conséquent,
$$\Pi'(A) = \frac{1}{h(\pi)} \Pi(A) \quad (2.28)$$

$$N'(A) = 1 - \Pi'(A^c) = 1 - \frac{1}{h(\pi)} \Pi(A^c) = 1 - \frac{1}{h(\pi)} [1 - N(A)]$$

D'où,
$$N'(A) = \frac{1}{h(\pi)} N(A) - \frac{1 - h(\pi)}{h(\pi)} \quad (2.29)$$

2.4.1.3. Normalisation par décalage de l'inconsistance

Cette méthode de normalisation consiste à opérer un décalage de toutes les valeurs de possibilité en leur ajoutant le degré d'inconsistance :

$$\pi'(x) = \pi(x) + \text{Inc}(\pi) \quad \forall x \in \Omega \quad (2.30)$$

Notons que cette méthode affecte, comme la méthode précédente, toutes les valeurs de possibilité et non seulement les singletons ayant la possibilité maximale (i.e. égale à la hauteur de la distribution

de possibilité). Considérons l'exemple précédent, alors, la distribution de possibilité normalisée correspondante à la méthode de normalisation numérique est donnée par :

- $\pi'(x_1) = 0.7+0.3 = 1$;
- $\pi'(x_2) = 0.4+0.3=0.7$;
- $\pi'(x_3) = 0.7+0.3 = 1$;
- $\pi'(x_4) = 0.5+0.3=0.8$;
- $\pi'(x_5) = 0.2+0.3 = 0.5$;
- $\pi'(x_6) = 0.1+0.3 = 0.4$.

Les nouvelles mesures de possibilité et de nécessité associées à la distribution de possibilité normalisée π' sont données par ($\forall A \subseteq \Omega$) :

$$\Pi'(A) = \max_{x \in A} [\pi'(x)] = \max_{x \in A} [\pi(x) + \text{Inc}(\pi)] = \max_{x \in A} [\pi(x)] + \text{Inc}(\pi)$$

Par conséquent,
$$\Pi'(A) = \Pi(A) + \text{Inc}(\pi) \quad (2.31)$$

$$N'(A) = 1 - \Pi'(A^c) = 1 - [\Pi(A^c) + \text{Inc}(\pi)] = 1 - \Pi(A^c) - \text{Inc}(\pi)$$

D'où,
$$N'(A) = N(A) - \text{Inc}(\pi) \quad (2.32)$$

Les trois méthodes de normalisation (i.e. ordinale, numérique et par décalage) sont illustrées graphiquement dans la figure 2.7 et sont comparées en fonction des sources d'information fournies par une distribution de possibilité anormale dans le tableau 2.2.

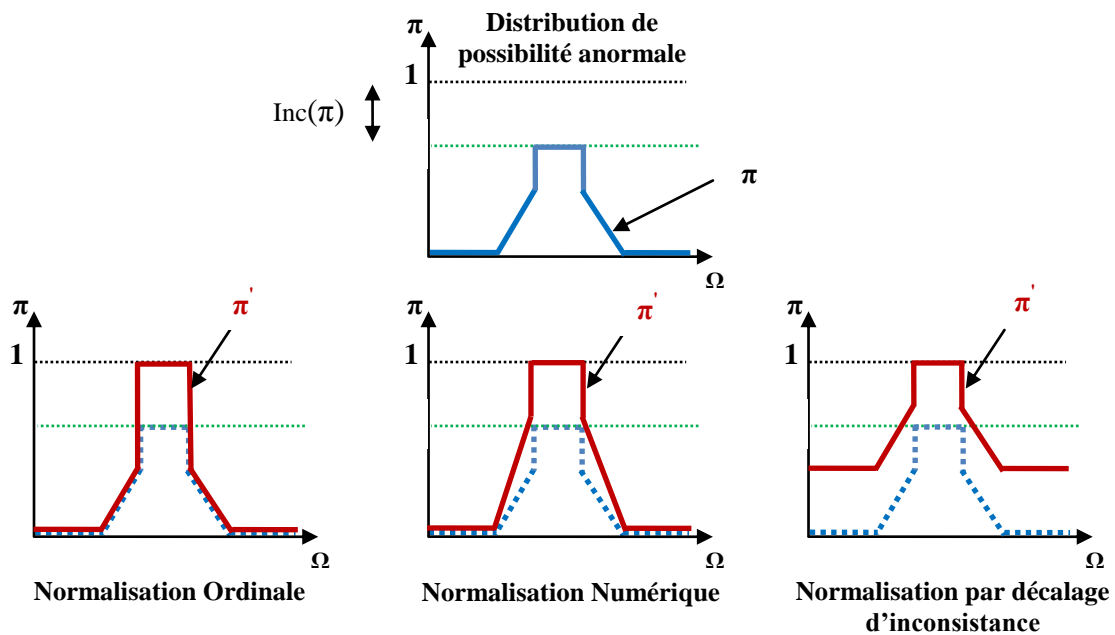


Fig. 2.7 : Méthodes de normalisation d'une distribution de possibilité anormale

Tab. 2.2 : Comparaison entre les méthodes de normalisation

Méthode de normalisation	Domaine d'impossibilité	Ordre des possibilités	Inconsistance
Ordinale	Inchangé	Modifié	Modifiée
Numérique	Inchangé	Inchangé	Modifiée
Décalage de l'inconsistance	Modifié	Inchangé	Modifiée

En observant la figure 2.7 et le tableau 2.2, à la lumière des sources d'informativité précédemment mentionnées, nous pouvons remarquer que le processus de normalisation d'une distribution de possibilité va causer une déformation et perte d'informations portées par la distribution, et ceci quelque soit la méthode de normalisation appliquée. En d'autres termes, l'information concernant la consistance de la source de connaissances considérée, est perdue dans les trois méthodes de normalisation (parce que le degré de l'inconsistance est forcé à zéro : i.e. $\text{Inc}(\pi) = 0$). L'information, concernant le domaine d'impossibilité, est perdue et déformée dans la troisième méthode de normalisation (normalisation par décalage de l'inconsistance). De plus, l'information concernant l'écart relatif de l'ordre des possibilités des singletons possibles est déformée dans la normalisation ordinale et numérique, parce que les degrés des possibilités de certains singletons sont augmentés (i.e. les degrés qui sont égaux à $h(\pi)$).

2.4.2. Approches appliquées directement sur une distribution de possibilité anormale

L'une des propriétés essentielles liées aux distributions de possibilité normalisées concerne le fait que la mesure de nécessité de réalisation d'un événement $A \subseteq \Omega$ ne peut pas être supérieure à sa mesure de possibilité (i.e. $\forall A \subseteq \Omega : N(A) \leq \Pi(A)$). La démonstration de cette propriété est quasi immédiate. En effet, comme il s'agit d'une distribution de possibilité normale, alors, il existe au moins un singleton, x , dans Ω pour lequel $\pi(x) = 1$. Deux cas sont envisagés :

- $x \in A$: dans ce cas $\Pi(A) = 1$;
- $x \notin A$: dans ce cas $\Pi(A^C) = 1$, ce qui implique que $N(A) = 1 - \Pi(A^C) = 0$.

Dans ces deux cas, l'inégalité, $N(A) \leq \Pi(A)$, est toujours vérifiée. Cependant, cette propriété n'est pas toujours « garantie » lorsque la distribution de possibilité est anormale. En effet, si on reconsidère l'exemple précédent : $\Omega = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6\}$ et la distribution de possibilité anormale suivante : $\pi(x_1) = 0.7$, $\pi(x_2) = 0.4$, $\pi(x_3) = 0.7$, $\pi(x_4) = 0.5$, $\pi(x_5) = 0.2$ et $\pi(x_6) = 0.1$, nous avons pour l'événement $A = \{x_5, x_6\}$:

- $\Pi(A) = \max [\pi(x_5), \pi(x_6)] = 0.2$;
- $N(A) = 1 - \Pi(A^C) = 1 - \max [\pi(x_1), \pi(x_2), \pi(x_3), \pi(x_4)] = 1 - 0.7 = 0.3 > \Pi(A)$.

Afin de garantir la propriété $N(A) \leq \Pi(A) \forall A \subseteq \Omega$, plusieurs approches ont été proposées :

2.4.2.1. Proposition de Yager

Afin de remédier à l'inconvénient ($N(A) > \Pi(A)$), *Yager* [61] a proposé de substituer la mesure de nécessité par une nouvelle quantité appelée la *certitude*, $\text{Cert}(\cdot)$, qui est définie par :

$$\begin{aligned} \text{Cert} : 2^\Omega &\rightarrow [0,1] \\ A &\rightarrow \text{Cert}(A) = \min\{\Pi(A), N(A)\} \end{aligned} \quad (2.33)$$

Ainsi, l'occurrence d'un évènement $A \in \mathcal{P}(\Omega)$ est caractérisée par l'intervalle possibiliste $[\text{Cert}(A), \Pi(A)]$.

En appliquant la proposition de *Yager* sur l'exemple précédent ($\Pi(A) = 0.2 < N(A) = 0.3$) et en remplaçant la mesure de nécessité $N(A)$ par la certitude $\text{Cert}(A) = \min(0.2, 0.3) = 0.2$, alors l'occurrence de A est décrite par le couple $[\text{Cert}(A), \Pi(A)] = [0.2, 0.2]$.

En effet, l'utilisation de cette nouvelle mesure, garantit la satisfaction de l'inégalité même pour une distribution de possibilité anormale : $\forall A \subseteq \Omega, \text{Cert}(A) \leq \Pi(A)$. Cependant, cette mesure souffre de deux obstacles majeurs :

- La mesure, $\text{Cert}(\cdot)$, n'a aucune interprétation physique ;
- Une autre propriété majeure dans la théorie des possibilités, indiquant que la mesure de nécessité d'une fusion conjonctive de deux événements A et B est égale à la plus faible nécessité de ces deux événements :

$$\forall A, B \subseteq \Omega : \text{Cert}(A \cap B) = \min\{\text{Cert}(A), \text{Cert}(B)\} \quad (2.34)$$

n'est plus vérifiée.

2.4.2.2. Proposition de Dubois

Comme solution alternative à la proposition de *Yager*, *Dubois* [58] a proposé de modifier la définition même de la mesure de nécessité par :

$$\begin{aligned} N_D : 2^\Omega &\rightarrow [0,1] \\ A &\rightarrow N_D(A) = \Pi(\Omega) - \Pi(A^c) \end{aligned} \quad (2.35)$$

où : $\Pi(\Omega) = h(\pi)$.

Dans cette définition, la valeur de possibilité la plus élevée représente la possibilité de référence par rapport à laquelle le degré de certitude est estimé. Si la distribution de possibilité est normale, alors, la mesure de nécessité de *Dubois* est identique à la mesure de nécessité « classique ». Ainsi, l'occurrence d'un évènement $A \in \mathcal{P}(\Omega)$ est caractérisée par le couple possibiliste $[N_D(A), \Pi_D(A) = \Pi(A)]$.

En appliquant la proposition de *Dubois* sur l'exemple précédent (donné par $\Pi(A) = 0.2 < N(A) = 0.3$) et en remplaçant la mesure de nécessité $N(A)$ par la mesure de nécessité de *Dubois* : $N_D(A) = \Pi(\Omega) - \Pi(A^C) = \max[\pi(x_1), \pi(x_2), \pi(x_3), \pi(x_4), \pi(x_5), \pi(x_6)] - \max[\pi(x_1), \pi(x_2), \pi(x_3), \pi(x_4)] = 0.7 - 0.7 = 0$, alors l'occurrence de A est décrite par le couple $[N_D(A), \Pi(A)] = [0, 0.2]$.

L'avantage essentiel de la proposition de *Dubois*, par rapport à celle de *Yager*, concerne le fait qu'elle garantisse la satisfaction des propriétés suivantes ($\forall A, B \subseteq \Omega$) :

- ❖ $\Pi(A \cup B) = \max\{\Pi(A), \Pi(B)\}$;
- ❖ $N_D(A \cap B) = \min\{N_D(A), N_D(B)\}$; et surtout
- ❖ $N_D(A) \leq \Pi_D(B)$.

Par l'analyse de la proposition de *Dubois*, à la lumière des sources d'informativité précédemment mentionnées, nous constatons que, cette proposition :

- Ne modifie pas la nature de la distribution de possibilité originale (i.e. elle n'est pas un processus de normalisation) ;
- Garde les trois sources d'informativité sans modification ; et
- Garantisse les propriétés de dualité entre la mesure de possibilité et la mesure de nécessité.

2.4.2.3. Proposition de Klir

La propriété de base de la théorie des possibilités « $\Pi(\Omega) = N(\Omega) = 1$ » est toujours non vérifiée avec la proposition de *Dubois* et par conséquent, certaines propriétés associées sont modifiées, comme par exemple :

- ❖ $\Pi(A) + \Pi(A^C) \geq 1$,
- ❖ $\min\{N(A), N(A^C)\} = 0$,
- ❖ $\max\{\Pi(A), \Pi(A^C)\} = 1$,
- ❖ $\Pi(A) < 1 \Rightarrow N(A) = 0$, et
- ❖ $N(A) > 0 \Rightarrow \Pi(A) = 1$.

Pour cette raison, *Klir* [62] a considéré que la proposition de *Dubois* n'est pas adéquate, et comme solution alternative, il a présenté une autre proposition dans laquelle les définitions des mesures de possibilité et de nécessité ont été remplacées par les définitions suivantes :

$$\Pi(A) = \begin{cases} \max_{x \in \Omega} \pi(x) & \text{Si } A \neq \Omega \\ 1 & \text{Si } A = \Omega \end{cases} \quad (2.36)$$

$$N(A) = \begin{cases} 1 - \Pi(A^C) & \text{Si } \Pi(A) = 1 \\ 0 & \text{Si } \Pi(A) < 1 \end{cases} \quad (2.37)$$

L'inconvénient principal de cette proposition, concerne la mesure de nécessité qui est toujours égale à zéro. En effet, si on considère l'exemple précédent lui-même, nous avons pour les événements $A_1 = \{x_5, x_6\}$, $A_2 = \{x_1, x_4, x_5\}$, $A_3 = \{x_2\}$, $A_4 = \Omega$:

- $\Pi(A_1) = \max[\pi(x_5), \pi(x_6)] = 0.2$, $N(A_1) = 0 \Rightarrow [N(A_1), \Pi(A_1)] = [0, 0.2]$;
- $\Pi(A_2) = \max[\pi(x_1), \pi(x_4), \pi(x_5)] = 0.7$, $N(A_2) = 0 \Rightarrow [N(A_2), \Pi(A_2)] = [0, 0.7]$;
- $\Pi(A_3) = \max[\pi(x_2)] = 0.4$, $N(A_3) = 0 \Rightarrow [N(A_3), \Pi(A_3)] = [0, 0.4]$;
- $\Pi(A_4) = \Pi(\Omega) = 1$, $N(A_4) = 1 - \max[\Phi] = 1 \Rightarrow [N(A_4), \Pi(A_4)] = [1, 1]$.

Une comparaison entre les trois propositions (*Yager, Dubois, Klir*) est présentée dans le tableau 2.3. En observant ce tableau, nous remarquons que la proposition de *Dubois* est la plus intéressante des trois propositions présentées car elle garantit la satisfaction de toutes les propriétés de dualité entre les deux mesures de possibilité et de nécessité, sauf que l'intervalle d'appartenance de ces mesures sera plus petit que l'intervalle standard $[0,1]$. Cependant, la proposition de *Klir* garde l'intervalle standard et garantit la satisfaction de toutes les propriétés de dualité, mais la nécessité comme information utile dans la description d'occurrence d'un événement est perdue parce qu'elle est toujours égale à zéro, comme il l'a été montré dans l'exemple précédent. Par conséquent, nous adoptons la proposition de *Dubois* comme l'approche permettant de traiter une distribution de possibilité anormale sans modifier la forme de cette distribution.

Tab. 2.3 : Comparaison entre les propositions de *Yager, Dubois* et *Klir*

	Proposition de <i>Yager</i>	Proposition de <i>Dubois</i>	Proposition de <i>Klir</i>
Avantages	- $\text{Cert} \leq \Pi$ est toujours respectée.	- $N \leq \Pi$ est respectée ; - Toutes les propriétés de dualité entre la N et Π sont toujours respectées.	- $N \leq \Pi$ est toujours respectée ; - Toutes les propriétés de dualité entre la N et Π sont toujours respectées.
Inconvénients	- Cert n'a pas de sens physique ; - Les autres propriétés ne sont pas toujours respectées.	- $N \in [0, h(\pi) < 1]$; - $\Pi \in [0, h(\pi) < 1]$.	- La valeur de N est toujours égale à zéro, donc elle est perdue comme information utile.

2.4.3. Etude comparative des propriétés

Ce paragraphe est consacré à l'étude des différentes propriétés réalisées par les mesures de possibilité et de nécessité en fonction de la nature des distributions de possibilité. Trois types de distributions sont considérés : la distribution de possibilité normalisée ; la distribution de possibilité anormale et la distribution de possibilité anormale en intégrant la définition de mesure de nécessité proposée par *Dubois*. L'ensemble de ces propriétés est résumé dans le tableau 2.4, dans lequel, nous partons d'une distribution de possibilité anormale et nous analysons les propriétés qui vont être modifiées dans les deux cas :

- lors d'une normalisation ;
- lorsque la définition de la mesure de nécessité de *Dubois* est adoptée ;

Ces propriétés sont indiquées en rouge.

Tab. 2.4 : Propriétés en fonction de la nature de la distribution de possibilité

Distribution de possibilité normalisée	Distribution de possibilité anormale	Distribution de possibilité anormale & Mesure de nécessité de <i>Dubois</i>
$\pi : \Omega \rightarrow [0,1]$ $x \rightarrow \pi(x)$	$\pi' : \Omega \rightarrow [0,1]$ $x \rightarrow \pi'(x)$	$\pi'' : \Omega \rightarrow [0,1]$ $x \rightarrow \pi''(x)$
$h(\pi) = \max_{x \in \Omega} \pi(x) = 1$	$h(\pi') = \max_{x \in \Omega} \pi'(x) < 1$	$h(\pi'') = \max_{x \in \Omega} \pi''(x) < 1$
$Inc(\pi) = 1 - h(\pi) = 0$	$Inc(\pi') = 1 - h(\pi') > 0$	$Inc(\pi'') = 1 - h(\pi'') > 0$
$\Pi(A) = \max_{x \in A} \pi(x)$	$\Pi'(A) = \max_{x \in A} \pi'(x)$	$\Pi''(A) = \max_{x \in A} \pi''(x)$
$\Pi(\Omega) = \max_{x \in \Omega} \pi(x) = h(\pi) = 1$	$\Pi'(\Omega) = \max_{x \in \Omega} \pi'(x) = h(\pi') < 1$	$\Pi''(\Omega) = \max_{x \in \Omega} \pi''(x) = h(\pi'') < 1$
$\Pi(\Phi) = 0$	$\Pi'(\Phi) = 0$	$\Pi''(\Phi) = 0$
$N(A) = 1 - \Pi(A^c)$	$N'(A) = 1 - \Pi'(A^c)$	$N''(A) = \Pi''(\Omega) - \Pi''(A^c)$
$N(\Omega) = 1$	$N'(\Omega) = 1$	$N''(\Omega) = h(\pi'') < 1$
$N(\Phi) = 0$	$N'(\Phi) = 1 - h(\pi')$	$N''(\Phi) = 0$
$0 \leq \Pi(A) \leq 1$	$0 \leq \Pi'(A) \leq h(\pi')$	$0 \leq \Pi''(A) \leq h(\pi'')$
$0 \leq N(A) \leq 1$	$1 - h(\pi') \leq N'(A) \leq 1$	$0 \leq N''(A) \leq h(\pi'')$
$\max[\Pi(A), \Pi(A^c)] = 1$	$\max[\Pi'(A), \Pi'(A^c)] = h(\pi')$	$\max[\Pi''(A), \Pi''(A^c)] = h(\pi'')$
$\Pi(A) + \Pi(A^c) \geq 1$	$\Pi'(A) + \Pi'(A^c) \geq h(\pi')$	$\Pi''(A) + \Pi''(A^c) \geq h(\pi'')$
$\min[N(A), N(A^c)] = 0$	$\min[N'(A), N'(A^c)] = 1 - h(\pi')$	$\min[N''(A), N''(A^c)] = 1 - h(\pi'')$
$N(A) \leq \Pi(A)$	$N'(A) \leq \Pi'(A)$ n'est pas forcément respectée	$N''(A) \leq \Pi''(A)$
$N(A) > 0 \Rightarrow \Pi(A) = 1$	$N'(A) > 1 - h(\pi') \Rightarrow \Pi'(A) = h(\pi')$	$N''(A) > 0 \Rightarrow \Pi''(A) = h(\pi'')$
$\Pi(A) < 1 \Rightarrow N(A) = 0$	$\Pi'(A) < h(\pi') \Rightarrow N'(A) = 0$ n'est pas forcément respectée	$\Pi''(A) < h(\pi'') \Rightarrow N''(A) = 0$

En observant ce tableau, nous remarquons que :

- Les mesures de possibilité et de nécessité sont définies sur l'intervalle $[0, h(\pi) < 1]$ dans les deux cas : le cas d'une distribution de possibilité anormale et le cas d'une distribution anormale intégrant la définition de *Dubois*, alors qu'elles sont définies sur l'intervalle $[0,1]$ dans le cas d'une distribution de possibilité normalisée. Donc, la première propriété modifiée lorsque la normalisation est effectuée réside dans l'intervalle sur lequel les deux mesures de possibilité et de nécessité sont définies ;
- Les propriétés qui sont vérifiées par la distribution normalisée sont toutes vérifiées par la distribution anormale intégrant la définition de *Dubois* ;

- En termes de « perte d'information », l'information concernant l'inconsistance (i.e. Inc) d'une distribution de possibilité normalisée est forcée à la valeur « 0 », donc elle est perdue comme information utile. Par contre, cette information est gardée dans le cas de distribution anormale associée à la définition de *Dubois*.

2.5. Mesures d'incertitude

Une mesure d'incertitude permet d'évaluer la quantité d'information contenue dans une distribution de possibilité. Plusieurs mesures d'incertitude ont été proposées dans la littérature. Ici, dans le but d'étudier le comportement d'une mesure d'incertitude, à la lumière de la notion de normalité d'une distribution de possibilité, nous allons introduire brièvement les trois mesures suivantes : la *Spécificité* (Sp) [63], la mesure (U) [64] et l'*indice de confiance* (Ind) [65].

2.5.1. Spécificité Sp

Considérons un univers de discours Ω , et notons $\pi(\Omega)$ l'ensemble de toutes les distributions de possibilité définies sur Ω . La mesure de spécificité, Sp, est une fonction $\text{Sp} : \pi(\Omega) \rightarrow [0,1]$, vérifiant les propriétés suivantes :

- 1) $\text{Sp}(\pi) = 1$ si et seulement si $\pi(x_0) = 1$, et $\pi(x) = 0$ pour tout $x \in \Omega$ ($x \neq x_0$) ;
- 2) $\text{Sp}(\pi_\emptyset) = 0$; $\pi_\emptyset(x) = 0$ pour tout $x \in \Omega$;
- 3) Si $\pi_1 \leq \pi_2$ alors $\text{Sp}(\pi_1) \leq \text{Sp}(\pi_2)$.

La première condition impose que la distribution de possibilité ayant la spécificité maximale est uniquement celle encodant un ensemble contenant seulement une seule alternative. La deuxième condition signifie que la spécificité de l'ensemble vide est minimale (i.e. zéro). Finalement, la troisième condition impose que la mesure de spécificité d'une distribution de possibilité diminue lorsque le degré de possibilité de ses éléments est accru.

Considérons l'univers $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ et supposons la distribution de possibilité normale $\pi : \Omega \rightarrow [0,1]$, qui est ordonnée sur Ω (i.e. les valeurs de possibilités $\pi(x_n)$ sont disposées dans un ordre décroissant de telle sorte que : $1 = \pi(x_1) \geq \pi(x_2) \geq \dots \geq \pi(x_N)$).

A la lumière de la définition de spécificité, plusieurs expressions de la spécificité ont été proposées dans la littérature [66]. Ici, nous considérons l'expression suivante :

$$\text{Sp}(\pi) = \pi(x_1) - \sum_{j=2}^N \omega_j \pi(x_j) \quad (2.38)$$

où : $\{\omega_j\}$ est un ensemble de poids vérifiant les propriétés suivantes :

- 1) $\omega_j \in [0,1]$;
- 2) $\sum_{j=2}^N \omega_j = 1$; et

3) $\omega_j \geq \omega_i$ pour tout $1 < j < i$.

La question qui se pose à ce stade concerne l'effet de la normalisation sur la mesure d'incertitude, Sp. Considérons une distribution de possibilité anormale π , de hauteur $h(\pi) = \max_{x \in \Omega} \pi(x)$. La mesure de spécificité de cette distribution, est donnée par :

$$\text{Sp}(\pi) = h(\pi) - \sum_{j=2}^N \omega_j \pi(x_j) \quad (2.39)$$

Supposons que les distributions de possibilité normalisées de cette distribution anormale selon les trois méthodes de normalisation précédemment indiquées sont respectivement π_{Ord} , π_{Num} et π_{Dec} . Dans la suite, nous allons calculer la spécificité de chacune de ces distributions normalisées :

L'effet de la normalisation ordinale

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Ord}}) = \pi_{\text{Ord}}(x_1) - \sum_{j=2}^N \omega_j \pi_{\text{Ord}}(x_j)$$

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Ord}}) = 1 - \sum_{j=2}^N \omega_j \pi(x_j)$$

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Ord}}) = 1 - h(\pi) + \text{Sp}(\pi)$$

Par conséquent,

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Ord}}) = \text{Sp}(\pi) + \text{Inc}(\pi) \quad (2.40)$$

Ce qui montre que la normalisation ordinale a pour effet d'augmenter la mesure de spécificité d'une quantité égale à la mesure d'inconsistance de la distribution de possibilité considérée.

L'effet de la normalisation numérique

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Num}}) = \pi_{\text{Num}}(x_1) - \sum_{j=2}^N \omega_j \pi_{\text{Num}}(x_j)$$

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Num}}) = \frac{\pi(x_1)}{h(\pi)} - \sum_{j=2}^N \omega_j \frac{\pi(x_j)}{h(\pi)}$$

Donc,

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Num}}) = \frac{1}{h(\pi)} \text{Sp}(\pi) \quad (2.41)$$

Comme $h(\pi) < 1$, on note que la normalisation numérique a pour effet d'augmenter la mesure de spécificité d'une quantité égale à l'inverse de la hauteur de la distribution de possibilité considérée.

L'effet de la normalisation par décalage de l'inconsistance

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Dec}}) = \pi_{\text{Dec}}(x_1) - \sum_{j=2}^N \omega_j \pi_{\text{Dec}}(x_j)$$

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Dec}}) = \pi(x_1) + \text{Inc}(\pi) - \sum_{j=2}^N \omega_j [\pi(x_j) + \text{Inc}(\pi)]$$

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Dec}}) = \pi(x_1) + \text{Inc}(\pi) - \sum_{j=2}^N \omega_j \pi(x_j) - \sum_{j=2}^N \omega_j \text{Inc}(\pi)$$

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Dec}}) = \pi(x_1) - \sum_{j=2}^N \omega_j \pi(x_j) + \text{Inc}(\pi) (1 - \sum_{j=2}^N \omega_j)$$

Par conséquent,

$$\text{Sp}(\pi_{\text{Dec}}) = \text{Sp}(\pi) \quad (2.42)$$

Ce qui montre que cette méthode de normalisation a pour effet de ne pas modifier la mesure de spécificité de la distribution de possibilité considérée.

Tab. 2.5 : Spécificité en fonction de la nature de la distribution de possibilité

Type de la distribution	Spécificité
Distribution de possibilité anormale	$\text{Sp}(\pi) = h(\pi) - \sum_{j=2}^N \omega_j \pi(x_j)$
Distribution de possibilité normalisée (Normalisation ordinale)	$\text{Sp}(\pi_{\text{Ord}}) = \text{Sp}(\pi) + \text{Inc}(\pi)$
Distribution de possibilité normalisée (Normalisation numérique)	$\text{Sp}(\pi_{\text{Ord}}) = \frac{1}{h(\pi)} \text{Sp}(\pi)$
Distribution de possibilité normalisée (par décalage de l'inconsistance)	$\text{Sp}(\pi_{\text{Dec}}) = \text{Sp}(\pi)$
Distribution de possibilité anormale et Mesure de nécessité de <i>Dubois</i>	$\text{Sp}_{\text{Dub}}(\pi) = \text{Sp}(\pi)$

Nous remarquons que la spécificité (le contenu informationnel) de la distribution de possibilité anormale change dans les deux méthodes de normalisation, l'ordinale et la numérique. Ceci signifie qu'une déformation d'information est effectuée dans ces deux méthodes de normalisation. La normalisation par décalage de consistance est la seule méthode de normalisation qui a gardé le même contenu informationnel de la distribution de possibilité en termes de spécificité. La spécificité est aussi préservée avec la distribution de possibilité anormale intégrant la proposition de définition de mesure de la nécessité de *Dubois*.

2.5.2. La mesure d'incertitude U

Considérons l'ensemble fini de N singletons $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ et supposons qu'on a la distribution de possibilité $\pi : \Omega \rightarrow [0,1]$ ordonnée sur Ω (i.e. les valeurs de possibilités $\pi(x_n)$ sont disposées dans un ordre décroissant de telle sorte que : $\pi(x_1) \geq \pi(x_2) \geq \dots \geq \pi(x_N)$). La mesure U de π est définie par :

$$U(\pi) = \sum_{n=2}^N (\pi(x_n) - \pi(x_{n+1})) \log_2(n) + [1 - \pi(x_1)] \log_2(N) \quad (2.43)$$

où $\pi(x_{N+1}) = 0$. La deuxième partie de la définition généralise la mesure U au cas d'une distribution de possibilité anormale.

La question qui se pose ici concerne l'effet de la normalisation sur la mesure d'incertitude U . A ce stade, nous considérons la distribution de possibilité anormale π , sa hauteur $h(\pi) = \max_{x \in \Omega} \pi(x)$. La mesure U de cette distribution anormale est donnée par :

$$U(\pi) = \sum_{n=2}^N (\pi(x_n) - \pi(x_{n+1})) \log_2(n) + [1 - h(\pi)] \log_2(N) \quad (2.44)$$

Supposons que les distributions de possibilité normalisées de cette distribution anormale π , suivant les trois méthodes de normalisation précédemment indiquées sont respectivement π_{Ord} , π_{Num} et π_{Dec} . Dans la suite, nous allons calculer la mesure U associée à chacune de ces distributions normalisées.

L'effet de la normalisation ordinale

$$U(\pi_{\text{Ord}}) = \sum_{n=2}^N (\pi_{\text{Ord}}(x_n) - \pi_{\text{Ord}}(x_{n+1})) \log_2(n) + [1 - \pi_{\text{Ord}}(x_1)] \log_2(N)$$

$$U(\pi_{\text{Ord}}) = \sum_{n=2}^N (\pi(x_n) - \pi(x_{n+1})) \log_2(n)$$

Par conséquent,

$$U(\pi_{\text{Ord}}) = U(\pi) - \text{Inc}(\pi) \log_2(N) \quad (2.45)$$

L'effet de la normalisation numérique

$$U(\pi_{\text{Num}}) = \sum_{n=2}^N (\pi_{\text{Num}}(x_n) - \pi_{\text{Num}}(x_{n+1})) \log_2(n) + [1 - \pi_{\text{Num}}(x_1)] \log_2(N)$$

$$U(\pi_{\text{Num}}) = \sum_{n=2}^N \left(\frac{\pi(x_n)}{h(\pi)} - \frac{\pi(x_{n+1})}{h(\pi)} \right) \log_2(n) + \left[1 - \frac{\pi(x_1)}{h(\pi)} \right] \log_2(N)$$

$$U(\pi_{\text{Num}}) = \frac{1}{h(\pi)} \sum_{n=2}^N (\pi(x_n) - \pi(x_{n+1})) \log_2(n)$$

D'où,

$$U(\pi_{\text{Num}}) = \frac{1}{h(\pi)} U(\pi) \quad (2.46)$$

L'effet de la normalisation par décalage de l'inconsistance

$$U(\pi_{\text{Dec}}) = \sum_{n=2}^N (\pi_{\text{Dec}}(x_n) - \pi_{\text{Dec}}(x_{n+1})) \log_2(n) + [1 - \pi_{\text{Dec}}(x_1)] \log_2(N)$$

$$U(\pi_{\text{Dec}}) = \sum_{n=2}^N (\pi(x_n) + \text{Inc}(\pi) - \pi(x_{n+1}) - \text{Inc}(\pi)) \log_2(n) + [1 - h(\pi) - \text{Inc}(\pi)] \log_2(N)$$

$$U(\pi_{\text{Dec}}) = \sum_{n=2}^N (\pi(x_n) - \pi(x_{n+1})) \log_2(n)$$

Par conséquent,

$$U(\pi_{\text{Dec}}) = U(\pi) - \text{Inc}(\pi) \log_2(N) \quad (2.47)$$

Ces résultats sont résumés dans le tableau 2.6. Nous remarquons que la mesure U (le contenu informationnel) de la distribution de possibilité anormale change dans les trois méthodes de normalisation, ordinale, numérique et décalage de l'inconsistance. Ceci signifie qu'une déformation d'information est effectuée lorsqu'une de ces trois méthodes est utilisée. Néanmoins, le contenu informationnel en termes de mesure U est préservé avec la distribution de possibilité anormale intégrant la proposition de définition de mesure de la nécessité de *Dubois*.

Tab. 2.6 : Mesure U en fonction de la nature de la distribution de possibilité

Type de la distribution	La mesure U
Distribution de possibilité anormale	$U(\pi) = \sum_{n=2}^N (\pi(x_n) - \pi(x_{n+1})) \log_2(n) + [1 - h(\pi)] \log_2(N)$
Distribution de possibilité normalisée (Normalisation ordinale)	$U(\pi_{\text{Ord}}) = U(\pi) - \text{Inc}(\pi) \log_2(N)$
Distribution de possibilité normalisée (Normalisation numérique)	$U(\pi_{\text{Num}}) = \frac{1}{h(\pi)} U(\pi)$
Distribution de possibilité normalisée (par décalage de l'inconsistance)	$U(\pi_{\text{Dec}}) = U(\pi) - \text{Inc}(\pi) \log_2(N)$
Distribution de possibilité anormale et Mesure de nécessité de <i>Dubois</i>	$U_{\text{Dub}}(\pi) = U(\pi)$

2.5.3. Indice de confiance Ind

Considérons l'événement $A \subseteq \Omega$ qui est ayant les deux mesures de possibilité $\Pi(A)$ et de nécessité $N(A)$. L'indice de confiance, **Ind**, en la réalisation de cet événement, est défini par :

$$\text{Ind}(A) = \Pi(A) + N(A) - 1 \quad (2.48)$$

Notons que :

- $\text{Ind}(A) \in [-1, 1]$;
- $\text{Ind}(A) = -1$, si $N(A) = \Pi(A) = 0$; et
- $\text{Ind}(A) = +1$, si $N(A) = \Pi(A) = 1$.

La question qui se pose ici concerne l'effet de la normalisation sur la mesure d'incertitude, Ind . A ce stade, nous considérons l'événement A , une distribution de possibilité anormale π et les mesures de possibilité, $\Pi(A)$ et de nécessité, $N(A)$.

Supposons que les distributions de possibilité normalisées de cette distribution anormale π , suivant les trois méthodes de normalisation précédemment indiquées sont respectivement π_{Ord} , π_{Num} et π_{Dec} et les mesures de possibilité et de nécessité pour chaque distribution normalisée sont respectivement $\Pi_{\text{Ord}}(A)$, $N_{\text{Ord}}(A)$, $\Pi_{\text{Num}}(A)$, $N_{\text{Num}}(A)$ et $\Pi_{\text{Dec}}(A)$, $N_{\text{Dec}}(A)$. Dans la suite, nous allons calculer l'*indice de confiance*, Ind , associé à chacune de ces distributions normalisées.

L'effet de la normalisation ordinale

$$\text{Ind}_{\text{Ord}}(A) = \Pi_{\text{Ord}}(A) + N_{\text{Ord}}(A) - 1$$

Par conséquent,

$$\text{Ind}_{\text{Ord}}(A) = \begin{cases} 0 & \text{Si } \Pi(A) = \Pi(A^c) = h(\pi) \\ 1 & \text{Si } \Pi(A) < h(\pi) \text{ et } \Pi(A^c) < h(\pi) \\ 1 - \Pi(A) & \text{Si } \Pi(A) = h(\pi) \text{ et } \Pi(A^c) < h(\pi) \\ \Pi(A) - 1 & \text{Si } \Pi(A) < h(\pi) \text{ et } \Pi(A^c) = h(\pi) \end{cases} \quad (2.49)$$

L'effet de la normalisation numérique

$$\text{Ind}_{\text{Num}}(A) = \Pi_{\text{Num}}(A) + N_{\text{Num}}(A) - 1$$

$$\text{Ind}_{\text{Num}}(A) = \frac{1}{h(\pi)} \Pi(A) + \frac{1}{h(\pi)} N(A) - \frac{1-h(\pi)}{h(\pi)} - 1$$

$$\text{Ind}_{\text{Num}}(A) = \frac{1}{h(\pi)} \Pi(A) + \frac{1}{h(\pi)} N(A) - \frac{1}{h(\pi)} + 1 - 1$$

$$\text{Ind}_{\text{Num}}(A) = \frac{1}{h(\pi)} (\Pi(A) + N(A) - 1)$$

Par conséquent,

$$\text{Ind}_{\text{Num}}(A) = \frac{1}{h(\pi)} \text{Ind}(A) \quad (2.50)$$

L'effet de la normalisation par décalage de l'inconsistance

$$\text{Ind}_{\text{Dec}}(A) = \Pi_{\text{Dec}}(A) + N_{\text{Dec}}(A) - 1$$

$$\text{Ind}_{\text{Dec}}(A) = \Pi(A) + \text{Inc}(\pi) + N(A) - \text{Inc}(\pi) - 1$$

$$\text{Ind}_{\text{Dec}}(A) = \Pi(A) + N(A) - 1$$

Par conséquent,

$$\text{Ind}_{\text{Dec}}(A) = \text{Ind}(A) \quad (2.51)$$

Le tableau 2.7 résume ces résultats.

Tab. 2.7 : Indice de confiance Ind en fonction de la nature de la distribution de possibilité

Type de la distribution	L'indice de confiance Ind
Distribution de possibilité anormale	$\text{Ind}(A) = \Pi(A) + N(A) - 1$
Distribution de possibilité normalisée (Normalisation ordinale)	$\text{Ind}_{\text{Ord}}(A) = \begin{cases} 0 & \text{Si } \Pi(A) = \Pi(A^C) = h(\pi) \\ 1 & \text{Si } \Pi(A) < h(\pi) \text{ et } \Pi(A^C) < h(\pi) \\ 1 - \Pi(A) & \text{Si } \Pi(A) = h(\pi) \text{ et } \Pi(A^C) < h(\pi) \\ \Pi(A) - 1 & \text{Si } \Pi(A) < h(\pi) \text{ et } \Pi(A^C) = h(\pi) \end{cases}$
Distribution de possibilité normalisée (Normalisation numérique)	$\text{Ind}_{\text{Num}}(A) = \frac{1}{h(\pi)} \text{Ind}(A)$
Distribution de possibilité normalisée (par décalage de l'inconsistance)	$\text{Ind}_{\text{Dec}}(A) = \text{Ind}(A)$
Distribution de possibilité anormale et Mesure de nécessité de Dubois	$\text{Ind}_{\text{Dub}}(A) = \text{Ind}(A) + \text{Inc}(\pi)$

Nous remarquons que l'indice de confiance, Ind, change dans les deux méthodes de normalisation, l'ordinale et la numérique, ainsi que dans le cas d'utilisation de la proposition de Dubois. Ceci signifie qu'une déformation d'information est effectuée. La normalisation par décalage de consistance est la seule méthode de normalisation qui a gardé le même contenu informationnel de la distribution de possibilité en termes de la mesure Ind.

Le tableau 2.8 montre une comparaison de chaque mesure d'incertitude (Sp, U, et Ind) réalisée à partir d'une distribution de possibilité normalisée par chaque méthode de normalisation, ou à partir d'une distribution de possibilité anormale intégrant la proposition de Dubois comme solution pour garder les propriétés de dualité entre les mesures de possibilité et de nécessité.

Tab. 2.8 : Mesures d'incertitude selon les méthodes de normalisation et la proposition de Dubois

Type de la distribution	Sp	U	Ind
Distribution de possibilité normalisée (Normalisation ordinale)	Changée	Changée	Changée
Distribution de possibilité normalisée (Normalisation numérique)	Changée	Changée	Changée
Distribution de possibilité normalisée (par décalage de l'inconsistance)	Non changée	Changée	Non changée
Distribution de possibilité anormale et Mesure de nécessité de Dubois	Non changée	Non changée	Changée

Nous notons que les trois mesures d'incertitude sont modifiées avec les deux méthodes de normalisation (Ordinale et Numérique). Cependant, la normalisation par décalage garantit que les deux mesures d'incertitude (Sp, Ind) ne changent pas et que la mesure U est la seule mesure qui est

modifiée avec cette méthode de normalisation. La proposition de *Dubois* garantit également que deux mesures d'incertitude (Sp, U) ne changent et que l'Ind est la seule mesure est modifiée.

En conséquence, nous constatons que la normalisation n'est pas toujours une bonne solution pour traiter une distribution de possibilité anormale.

2.6. Mesures de similarité

Dans tous les systèmes d'analyse de données (dans notre étude, il s'agit des systèmes d'aide au diagnostic médical), un opérateur d'évaluation de similarité est souvent considéré. Cet opérateur fournit la possibilité d'ordonner les données, de les hiérarchiser ou de les classer. Dans ce paragraphe, nous allons définir le concept de similarité entre deux distributions de possibilité. Ensuite, à titre d'exemple, parmi les différentes mesures de similarité qui ont été proposées dans la littérature [33], nous avons choisi trois mesures.

Considérons l'univers de discours $\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ sur lequel deux distributions de possibilité normales π_1 et π_2 , sont définies. La mesure de similarité [33] entre ces deux distributions $S(\pi_1, \pi_2)$ est une application, S, prenant ses valeurs dans l'intervalle $[0,1]$ et satisfait les propriétés suivantes :

- 1) Non négativité : $\forall \pi_1, \pi_2 : S(\pi_1, \pi_2) \geq 0$;
- 2) Symétrie : $\forall \pi_1, \pi_2 : S(\pi_1, \pi_2) = S(\pi_2, \pi_1)$;
- 3) $S(\pi, \pi) = 1, \forall \pi$.

Dans la suite, nous allons discuter trois mesures de similarité souvent utilisées dans le cadre de la théorie des possibilités : la mesure de similarité (δ), la mesure de similarité (*InfoAff*) et l'indice de similarité (*SI*).

2.6.1. Mesure de similarité δ

La mesure de similarité, δ , entre deux distributions π_1 et π_2 , est définie par [67] :

$$\delta(\pi_1, \pi_2) = \frac{\sum_{i=1}^N \min(\pi_1(x_i), \pi_2(x_i))}{\sum_{i=1}^N \max(\pi_1(x_i), \pi_2(x_i))} \quad (2.52)$$

2.6.2. Mesure de similarité *InfoAff*

La mesure de similarité, *InfoAff*, est une mesure proposée dans le but de prendre en compte le concept de l'inconsistance. Cette mesure entre les distributions π_1 et π_2 , est basée sur la combinaison de la mesure de distance et la valeur de l'inconsistance de l'intersection entre ces deux distributions [68].

$$InfoAff(\pi_1, \pi_2) = 1 - \frac{d(\pi_1, \pi_2) + Inc(\pi_1 \wedge \pi_2)}{2} \quad (2.53)$$

où :

- $d(\pi_1, \pi_2)$: représente une distance, par exemple la distance de Manhattan entre les deux distributions π_1 et π_2 : $d(\pi_1, \pi_2) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\pi_1(x_i) - \pi_2(x_i)|$;
- \wedge : désigne l'opérateur *min*.

2.6.3. Mesure de similarité (SI)

La mesure de similarité, SI , entre les distributions π_1 et π_2 , est définie par [68] :

$$SI(\pi_1, \pi_2) = \min\{\alpha(\pi_1, \pi_2), \alpha(1-\pi_1, 1-\pi_2)\} \quad (2.54)$$

où :

$$\alpha(\pi_1, \pi_2) = \frac{\sum_{n=1}^N \pi_1(x_n) \cdot \pi_2(x_n)}{\sum_{n=1}^N \{\max(\pi_1(x_n), \pi_2(x_n))\}^2} \quad (2.55)$$

Si $\sum_{n=1}^N \{\max(\pi_1(x_n), \pi_2(x_n))\}^2 = 0$, alors $\alpha(\pi_1, \pi_2) = 1 = SI(\pi_1, \pi_2)$.

A titre d'exemple, prenons deux distributions de possibilité $\pi_1 = \{0.2, 0.7, 1\}$, $\pi_2 = \{1, 0.3, 1\}$, définies sur $\Omega = \{x_1, x_2, x_3\}$. La similarité entre ces deux distributions selon les trois mesures de similarité proposées est donnée par :

- $\delta(\pi_1, \pi_2) = 0.74$;
- $InfoAff(\pi_1, \pi_2) = 0.8$; et
- $SI(\pi_1, \pi_2) = 0.18$.

Nous remarquons qu'il y a une différence considérable entre les trois valeurs de similarité obtenues, ceci confirme, en effet, que :

- Malgré le fait que plusieurs mesures de similarité ont été proposées dans la littérature, en fonction des données à comparer [13], ces mesures ont été exploitées de façon arbitraire et empirique sans justifications ou arguments convaincants ;
- En réalité, c'est difficile de donner une raison satisfaisante pour l'utilisation d'une mesure de similarité donnée choisie parmi une liste très longue des autres mesures pour la même échelle ;
- C'est difficile dans certains problèmes à prédire si une autre mesure peut résoudre le même problème [14].

2.7. Critères de décision possibiliste

Supposons que nous disposons d'une base de connaissances possibiliste comportant un ensemble de M diagnostics $\mathbf{D} = \{D_1, D_2, \dots, D_M\}$, d'une base de cas comportant un ensemble de N cas $\mathbf{B} = \{B_1, B_2, \dots, B_N\}$ ainsi que d'un cas cible donné B (non diagnostiqué).

Le raisonnement par classification (resp. par similarité) consiste à comparer ce cas B avec chaque diagnostic (resp. chaque cas) dans la base de connaissances (resp. la base de cas), afin de déterminer l'ensemble des diagnostics potentiels (resp. cas similaires) qui sont compatibles avec le cas cible B .

Dans le cadre possibiliste, cette comparaison est réalisée par l'estimation d'un couple de deux mesures possibilistes : la mesure de nécessité et de possibilité conditionnelle (au cas cible considéré) respectivement $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$, $m = 1, 2, \dots, M$ (resp. $[N(B_n|B), \Pi(B_n|B)]$, $n = 1, 2, \dots, N$). La mesure de possibilité $\Pi(D_m|B)$ (resp. $\Pi(B_n|B)$) signifie à quel degré le diagnostic D_m (resp. le cas B_n) est compatible avec le cas B et la mesure de nécessité $N(D_m|B)$ (resp. $N(B_n|B)$) signifie à quel degré cette compatibilité est certaine.

Une fois ce couple possibiliste est estimé pour tous les diagnostics (resp. tous les cas) dans la base de connaissances (resp. dans la base de cas), une phase d'ordonnement de ces diagnostics (resp. ces cas) est nécessaire. Afin de réaliser cet ordonnancement, plusieurs critères de décision sont envisageables en fonction des deux mesures de possibilité et de nécessité. A titre d'exemple, nous citons la mesure de possibilité maximale, la mesure de nécessité maximale, la moyenne des deux, etc.

2.7.1. Mesure de possibilité maximale

L'ordonnement, dans ce cas, est réalisé en fonction de la mesure de possibilité maximale seule. C'est à dire, le diagnostic (resp. le cas) le plus compatible avec le cas B , sera celui ayant la mesure de possibilité la plus élevée.

2.7.2. Mesure de nécessité maximale

L'ordonnement, dans ce cas, est réalisé en fonction de la mesure de nécessité maximale seule. C'est à dire, le diagnostic (resp. le cas) le plus compatible avec le cas B , est le diagnostic (resp. le cas) ayant la mesure de nécessité la plus élevée.

2.7.3. Indice de confiance maximal

L'indice de confiance [69], $\text{Ind}(D_m|B)$ (resp. $\text{Ind}(B_n|B)$), mesurant la compatibilité entre le cas cible donné B et chaque diagnostic D_m (resp. chaque cas B_n). Cet indice défini sur l'intervalle $[-1, +1]$, est donné (selon le paragraphe 2.6.3) par :

$$\text{Ind}(D_m|B) = \Pi(D_m|B) + N(D_m|B) - 1 \quad (2.56)$$

resp.
$$\text{Ind}(B_n|B) = \Pi(B_n|B) + N(B_n|B) - 1 \quad (2.57)$$

Après avoir calculé l'indice de confiance pour les M diagnostics (resp. N cas), l'ordonnement est réalisé selon l'indice de confiance maximal. C'est à dire, le diagnostic (resp. le cas) le plus compatible avec le cas B , est le diagnostic (resp. le cas) ayant l'indice le plus élevé.

2.7.4. Moyenne maximale

Une mesure Ψ effectuant la moyenne des mesures de possibilité et de nécessité, a été proposée dans [30][48]. Ainsi, la compatibilité entre le cas donné B et chaque diagnostic D_m (resp. chaque cas B_n), en utilisant la moyenne $\Psi(D_m|B)$ (resp. $\Psi(B_n|B)$), est définie sur l'intervalle $[0,1]$ par :

$$\Psi(D_m|B) = \frac{\Pi(D_m | B) + N(D_m | B)}{2} \quad (2.58)$$

resp.
$$\Psi(B_n|B) = \frac{\Pi(B_n | B) + N(B_n | B)}{2} \quad (2.59)$$

L'ordonnement des M diagnostics (resp. N cas) est réalisé en fonction des moyennes ainsi calculées. Le diagnostic (resp. le cas) considéré comme étant le plus compatible avec le cas B , est le diagnostic (resp. le cas) ayant la valeur la plus élevée.

L'ordonnement peut être réalisé, aussi, selon du couple de possibilité et de nécessité sans les combiner [70][71][72], dans ce cas, la comparaison va être entre deux couples. Par exemple :

- $[N_1(D_m|B), \Pi_1(D_m|B)] > [N_2(D_m|B), \Pi_2(D_m|B)]$
si et seulement si :
 $\Pi_1(D_m|B) > \Pi_2(D_m|B)$ et $N_1(D_m|B) \geq N_2(D_m|B)$, ou,
si $\Pi_1(D_m|B) \geq \Pi_2(D_m|B)$ et $N_1(D_m|B) > N_2(D_m|B)$.

Ces différents critères d'évaluations seront implémentés et testés dans la suite de ce manuscrit pour le diagnostic médical appliqué en gastro-entérologie.

2.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté brièvement les différents concepts de la théorie des possibilités :

- Une définition des sources d'information véhiculées par une distribution de possibilité ;
- Les approches proposées afin de préserver les propriétés de dualité entre les deux mesures de possibilité et de nécessité lorsqu'une distribution de possibilité anormale est rencontrée. Ces approches comprennent deux groupes : le premier groupe comporte les méthodes de normalisation et le deuxième groupe comporte des propositions de modification des définitions de quelques concepts possibilistes (par exemple la modification de la définition de la mesure de nécessité, qui a été proposée par *Dubois*). Une comparaison entre ces deux

groupes, en termes de déformation et perte d'information, à la lumière des sources d'information portées par la distribution de possibilité anormale est réalisée ;

- Le comportement de quelques mesures d'incertitude en fonction des méthodes de normalisation et de la proposition de *Dubois* ; et finalement
- Des mesures de similarité entre deux distributions de possibilité.

À cause de leur importance pratique, une attention particulière a été portée à l'étude du cas des distributions anormales. L'ensemble des résultats a été synthétisé dans les différents paragraphes présentés. A partir de cette étude, nous concluons que le travail sur une distribution de possibilité anormale ne garantit pas la satisfaction de certaines propriétés de la théorie des possibilités. Pour cela, la majorité des travaux rencontrés considère la normalisation comme étant la solution proposée afin d'y remédier. Bien que la normalisation préserve les propriétés de base, elle est une cause directe affectant la distribution de possibilité en termes de perte et de déformation d'informations. A ce stade, nous avons discuté trois approches alternatives (les plus répandues) pour traiter une distribution de possibilité anormale. Parmi ces trois approches, nous avons adopté la proposition de *Dubois* qui consiste à modifier « légèrement » la définition de la mesure de nécessité.

Les résultats de comparaison entre les différentes approches de normalisation et celle de *Dubois* sont résumés dans le tableau 2.9. Une analyse rapide de ce tableau montre les avantages et justifie de l'utilisation de la proposition de *Dubois*. Le symbole « × » dans ce tableau signifie que la mesure d'incertitude est changée ou la source d'information est perdue, alors que le symbole « ✓ » signifie que la mesure d'incertitude n'est pas modifiée ou la source d'information est gardée.

Tab. 2.9 : Comparaison entre les méthodes de normalisation

	Normalisation ordinale	Normalisation numérique	Normalisation par décalage de l'inconsistance	Proposition de Dubois
Domaine d'impossibilité	✓	✓	×	✓
Ordre des possibilités	×	✓	✓	✓
Inconsistance	×	×	×	✓
Sp	×	×	✓	✓
U	×	×	×	✓
Ind	×	×	✓	×

Nous concluons que la normalisation n'est pas toujours la bonne solution car elle affecte parfois le comportement des mesures d'incertitude. Néanmoins, la proposition de *Dubois*, comme solution alternative à la normalisation, garde les propriétés de dualité de la théorie des possibilités, n'a aucun effet sur les sources d'informations de la distribution de possibilité anormale et présente peu d'impact sur les mesures d'incertitude.

3. *Chapitre 3*

Modélisation possibiliste des connaissances médicales

Comme l'écrit *H. Briand* et *S. Loiseau* dans [73], « *La modélisation des connaissances est un thème qui concerne toutes les phases d'extraction, de gestion, et de partage des connaissances. Le but premier d'un formalisme de modélisation est de permettre de représenter, modéliser, stocker et exploiter des données, des informations ou des connaissances.* ».

Il est nécessaire de souligner que le modèle doit également prendre une forme adaptée pour qu'un opérateur humain et/ou une machine puissent les interpréter et les manipuler. De nombreux modèles de connaissances, que l'on retrouve dans la littérature, utilisent une représentation adaptée à l'application considérée. Nous pouvons citer, par exemple, les ontologies, associées à des graphes conceptuelles [74] ou encore les systèmes à base de règles comme par exemple le système MYCIN [75].

Dans le cadre de ce chapitre, la modélisation des connaissances médicales est réalisée par le biais de la théorie des possibilités constituant le cadre général de notre travail. Ce chapitre abordera :

- La définition des concepts des données, informations et connaissances dans un environnement médical ;
- La stratégie utilisée par le médecin (i.e. expert) pour la construction d'une base de connaissances médicales ;
- L'approche proposée pour la modélisation de ces connaissances médicales.

3.1. Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons présenté les définitions générales des concepts suivants : *donnée, information, connaissance*.

Dans le domaine médical, ces concepts (*donnée médicale, information médicale, connaissance médicale*) ont une certaine spécificité. En effet, les données médicales sont issues de nombreuses sources [76]. Le Système d'Information Hospitalier (SIH), par exemple, comporte de nombreuses données hétérogènes concernant les patients. On y retrouve les données démographiques décrivant l'environnement des patients (i.e. lieu de naissance, domicile, etc.), les paramètres personnels comme l'âge, le sexe, etc. ainsi que les données cliniques comprenant l'histoire médicale des patients et le développement des symptômes de leurs maladies. Nous constatons sans difficulté que la nature des données médicales est variée. Les données liées à l'histoire du patient (i.e. l'âge, ses maladies antérieures, les maladies existants dans sa famille, les opérations précédentes, la force de douleur, etc.) sont plutôt de nature *subjective* tandis que les données liées aux examens cliniques (i.e. la tension, la pulsation, la température, etc.) sont plutôt de nature *objective* ; les données concernant les résultats d'analyse sont aussi considérées comme de nature objectives ; etc.

Concernant le concept d'information médicale, il désigne, en général, le résultat de l'interprétation des données médicales où les données ont un sens ou une sémantique [76].

Notons aussi la particularité du concept de connaissance médicale qui dépend fortement du niveau de l'expert ayant engendré ces connaissances. En effet, A. Kuper et al. dans [77] présentent une nouvelle approche de représentation des connaissances médicales où les auteurs soulignent la différence en termes de quantité et de qualité des connaissances médicales acquises par un étudiant et celles d'un expert. Cette différence peut avoir des conséquences dans la pratique médicale et par conséquent, dans la conception des systèmes d'aide au diagnostic où seule une partie de la connaissance médicale (celle utilisée par le système) est modélisée et/ou stockée.

Les différentes formes d'imperfection (déjà présentées dans le chapitre précédent) peuvent affecter les données, les informations et les connaissances médicales. Par exemple, un patient peut avoir oublié de mentionner des informations concernant son histoire médicale, ou peut donner au médecin des informations imprécises sur la date d'une opération précédente, la date d'apparition des symptômes, etc. Durant un examen clinique, l'intensité de la douleur n'est pas mesurable par une information précise. Le médecin peut aussi commettre des erreurs, ou que, ça lui soit difficile d'effectuer un examen complet. Dans les résultats d'analyse, les frontières entre un résultat normal et un résultat pathologique ne sont pas généralement strictes. En imagerie médicale, l'information dépend de l'interprétation réalisée par le médecin. Il y a rarement une limite nette entre les différentes maladies. De plus, les relations entre les symptômes et les maladies ne sont pas très précises. Pour ces

raisons, les problèmes d'imperfections d'informations doivent être pris en compte dans tout processus de décision diagnostique médicale [78][79].

3.2. Modes de représentation des connaissances

La représentation des connaissances est le terme employé afin de désigner les méthodes utilisées pour encoder les connaissances dans les bases de connaissances d'un système intelligent. Le but de la représentation des connaissances est de fournir aux systèmes, dits intelligents, des informations sur un domaine spécifique et ceci sous une forme exploitable qui soit la plus efficace possible.

G. Kong et al. dans [5] ont réalisé un état de l'art des systèmes d'aide à la décision clinique en y incluant une description de la construction des bases de connaissances. Carter [80] a classifié les schémas de représentation des connaissances en quatre catégories : schéma logique, schéma procédural, schéma graphique et schéma structurel.

Dans la suite, nous présentons brièvement ces quatre schémas de représentation.

3.2.1. Schéma logique

Le schéma logique est certainement l'une des formes de représentation les plus anciennes. Il est composé d'énoncés déclaratifs associés à des opérateurs booléens de type 'ET', 'OU' et 'NON', et une structure admettant deux valeurs de vérité : 'VRAI' et 'FAUX'. Les systèmes médicaux d'aide au diagnostic ont implémenté différents formalismes (modèle causal, anatomique, taxonomique, heuristique, fonctionnel, etc.). Bien que le schéma de représentation logique gère les données incomplètes, certaines limitations apparaissent lors de son usage dans un système médical. Il est, en effet, délicat d'affiner un résultat, d'utiliser les faits stockés dans la structure et prendre en considération l'accroissement du nombre de faits.

3.2.2. Schéma procédural

Le schéma de représentation procédurale de la connaissance est généralement basé sur des règles du type « **IF-THEN** ». Ce schéma se retrouve dans beaucoup de systèmes d'aide à la décision comme MYCIN, PUFF et UMLS. Néanmoins, des problèmes apparaissent lorsqu'il est nécessaire de relier les faits médicaux, tels que les symptômes, les maladies et les médicaments. De plus, c'est très difficile de faire apparaître une corrélation entre signes cliniques et symptômes dues à l'existence de symptômes antérieurs ou postérieurs. Ceci implique l'accroissement du nombre de règles au point d'en devenir inefficaces. Enfin, le traitement des données incomplètes n'est pas satisfaisant dans le cas d'une représentation procédurale.

3.2.3. Schéma de représentation en réseau

Ce schéma comprend les réseaux bayésiens, les arbres de décision, les réseaux neuronaux et plus récemment les réseaux possibilistes. La connaissance procédurale est généralement fournie sous la

forme de règles. La principale difficulté est que ces réseaux sont initialisés par un processus d'apprentissage. Le problème apparaît lors de la recherche d'une connaissance nouvelle et inconnue. Ces réseaux supposent que le cas traité ait toujours une solution.

3.2.4. Schéma structurel

Les représentations structurelles, que l'on retrouve dans les systèmes CENTAUR et Arden Syntax, représentent la connaissance en utilisant un cadre formaté avec un niveau plus élevé d'organisation. Par exemple, les récents systèmes d'aide à la décision médicale utilisent les bases de données relationnelles et les bases de données orientées objets (qui ne sont pas adaptées à un schéma de représentation structurelle).

Dans la littérature, il existe d'autres modèles de représentation qui incluent les aspects temporel et spatial.

Le choix d'un système de représentation de connaissances dépendra de la construction de la base de connaissances et du mécanisme d'inférence utilisé. Dans ce travail, nous adoptons le modèle présenté par *JM. Cauvin* [81] pour construire la base de connaissances médicales endoscopiques qui représente le domaine d'application de notre travail.

3.3. Représentation de connaissances médicales par l'expert

Ce paragraphe est consacré à présenter, selon « la vision de l'expert », d'une part, la structure de la base de connaissances (adoptée par [81]) contenant l'ensemble des diagnostics possibles dans le cadre d'une application médicale donnée et d'autre part, la structure de la base de cas formée d'un ensemble de cas déjà diagnostiqués. Dans ce contexte, les concepts médicaux suivants vont être détaillés : la base de connaissances, la base de cas, la notion d'un diagnostic, la notion d'un cas, la notion d'un paramètre et ses modalités et finalement, les relations entre ces différents concepts.

3.3.1. Base de connaissances

La base de connaissances est supposée encapsuler les connaissances d'experts concernant les différents diagnostics considérés dans une application médicale donnée. Tout diagnostic dans cette base est représenté par l'expert en utilisant l'ensemble des modalités possibles de tous les paramètres prédéfinis. Cette représentation se base, donc, sur la description de la relation entre les modalités des différents paramètres et les différents diagnostics.

La vision de l'expert, sur l'occurrence d'une modalité pour un diagnostic donné est généralement exprimée de façon probabiliste de la relation « modalité – diagnostic » en utilisant des descripteurs (termes) linguistiques qui se réfèrent à l'évaluation de l'expert de l'occurrence conditionnelle de la

modalité pour le diagnostic donné. Ce modèle de représentation diffère de l'approche statistique qui calcule la valeur exacte de la fréquence d'occurrence (i.e. relation entre modalité et diagnostic) au sein d'une grande base de cas.

D'un point de vue probabiliste, la représentation idéale de cette relation consiste à attribuer à chaque couple « modalité – diagnostic », une valeur exacte de la probabilité d'occurrence. Néanmoins, ces valeurs sont rarement connues par les médecins. Pour cette raison et afin d'exprimer cette connaissance « imprécise/ambiguë » des valeurs probabilistes, les médecins utilisent une *description qualitative* en utilisant des descripteurs linguistiques naturels. Ce mode de description permet aux experts d'exprimer leur incertitude en utilisant des termes linguistiques, plus significatifs que les valeurs numériques utilisées dans la théorie des probabilités. La forme générale de la description qualitative utilisant ces termes linguistiques est illustrée par la figure 3.1.

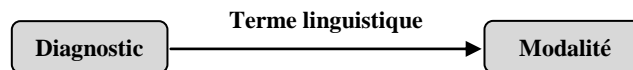


Fig. 3.1 : Description qualitative en utilisant des termes linguistiques

Supposons qu'une base de connaissances contient un ensemble \mathbf{D} composé de M diagnostics, $\mathbf{D} = \{D_1, D_2, \dots, D_M\}$; un ensemble \mathbf{P} formé de G paramètres, $\mathbf{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_G\}$ qui sont utilisés pour la description de chaque diagnostic. Dans cette description, tout paramètre, P_g , $g = 1, 2, \dots, G$, peut avoir une modalité, v_i^g , appartenant à son ensemble \mathbf{V}_g de K_g modalités possibles, $\mathbf{V}_g = \{v_1^g, v_2^g, \dots, v_{K_g}^g\}$.

Donc, un diagnostic donné, D_m , $m = 1, 2, \dots, M$, est représenté dans la base de connaissances par le modèle suivant :

$$D_m = \left\{ \left(P_g, v_j^g, R(v_j^g, D_m) \right); g = 1, \dots, G; j = 1, \dots, K_g \right\} \quad (3.1)$$

où :

- P_g , représente le $g^{\text{ème}}$ paramètre ;
- v_j^g représente la $j^{\text{ème}}$ modalité ($j = 1, 2, \dots, K_g$) du paramètre 'g' ;
- $R(v_j^g, D_m)$ représente le terme linguistique (défini par l'expert) qui exprime l'occurrence de la modalité 'j' liée à un diagnostic donné D_m ; et finalement
- $\mathbf{Q} = \{q_1, q_2, \dots, q_L\}$ représente l'ensemble prédéfini des termes linguistiques.

Un exemple de description d'expert d'une base de connaissances médicales est montré dans le tableau 3.1.

Tab. 3.1 : Exemple de la description de diagnostics réalisée par l'expert

	P ₁			P ₂	
	v ₁ ¹	v ₂ ¹	v ₃ ¹	v ₁ ²	v ₂ ²
D ₁	<i>habituel</i>	<i>exceptionnel</i>	<i>jamais</i>	<i>toujours</i>	<i>jamais</i>
D ₂	<i>rare</i>	<i>habituel</i>	<i>habituel</i>	<i>jamais</i>	<i>toujours</i>
D ₃	<i>jamais</i>	<i>toujours</i>	<i>jamais</i>	<i>toujours</i>	<i>jamais</i>
D ₄	<i>toujours</i>	<i>jamais</i>	<i>jamais</i>	<i>rare</i>	<i>habituel</i>

Dans cet exemple, l'expert décrit un ensemble de quatre diagnostics $\mathbf{D} = \{D_1, D_2, D_3, D_4\}$ en utilisant un ensemble de deux paramètres $\mathbf{P} = \{P_1, P_2\}$. P_1 est un paramètre ayant trois modalités possibles contenues dans l'ensemble $\mathbf{V}_1 = \{v_1^1, v_2^1, v_3^1\}$, et P_2 peut avoir l'une des deux modalités possibles incluses dans l'ensemble $\mathbf{V}_2 = \{v_1^2, v_2^2\}$.

Cinq termes linguistiques sont utilisés : $\mathbf{Q} = \{q_1 = \textit{jamais}, q_2 = \textit{exceptionnel}, q_3 = \textit{rare}, q_4 = \textit{habituel}, q_5 = \textit{toujours}\}$.

Il est intéressant de remarquer que la relation « modalité – diagnostic » porte le sens de conditionnalité, car, par exemple la relation (v_2^1, D_2) doit être lue comme suit : la modalité, v_2^1 , est *habituellement* observée, sachant que le diagnostic D_2 est donné.

3.3.2. Base de cas

La base de cas est supposée encapsuler les données enregistrées et prélevées des différents patients. Tout cas, dans la base, est décrit par l'expert en utilisant le même ensemble de paramètres, \mathbf{P} , utilisé pour la description des diagnostics. Chaque paramètre P_g peut prendre une et seulement une des modalités possibles incluses dans l'ensemble \mathbf{V}_g . Il peut prendre la valeur « zéro » s'il n'est pas observé (i.e. donnée manquante) ou s'il est impossible de l'observer. Notons, à ce stade, que la différenciation entre une donnée manquante et une donnée difficile à observer constitue une véritable difficulté, d'un point de vue pratique.

Supposons que la base de cas comporte un ensemble de N cas, $\mathbf{B} = \{B_1, B_2, \dots, B_N\}$. Tout cas B_n , $n = 1, 2, \dots, N$, est représenté dans la base par le modèle suivant :

$$B_n = \left\{ (P_g, x^{g,n}), D^n \right\} \quad (3.2)$$

où :

- $x^{g,n} \in \mathbf{V}_g \cup \{0\}$, $g = 1, 2, \dots, G$, représente la modalité observée du paramètre P_g ;
- $D^n \in \mathbf{D}$ représente le diagnostic associé au cas B_n .

Un exemple de description des cas dans une base médicale simple est donné dans le tableau 3.2.

Tab. 3.2 : Exemple de la description de cas réalisée par un expert

	$P_1 = \text{Type d'Objet}$	$P_2 = \text{Origine}$	Diagnostic associé D^n
B_1	<i>Non Homogène simple</i>	<i>Pariétal</i>	<i>Tumeur</i>
B_2	<i>Homogène</i>	<i>Pariétal</i>	<i>Spot</i>
B_3	<i>Non Homogène multiple</i>	<i>Luminal</i>	<i>Aliments</i>

Dans cet exemple, trois cas sont décrits $\mathbf{B} = \{B_1, B_2, B_3\}$, en utilisant un ensemble de deux paramètres $\mathbf{P} = \{P_1, P_2\}$: $P_1 = \ll \text{Type d'Objet} \gg$ avec trois modalités possibles $\mathbf{V}_1 = \{v_1^1 = \text{Homogène}, v_2^1 = \text{Non Homogène simple}, v_3^1 = \text{Non Homogène multiple}\}$, et $P_2 = \ll \text{Origine} \gg$ avec deux modalités possibles $\mathbf{V}_2 = \{v_2^1 = \text{Pariétal}, v_2^2 = \text{Luminal}\}$.

3.4. Modélisation possibiliste des connaissances médicales

Etant donné que les connaissances médicales souffrent, généralement, d'une des différentes formes d'imperfection (i.e. imprécision, incertitude, ambiguïté, etc.), l'efficacité du modèle de représentation des connaissances médicales, utilisé dans un système d'aide au diagnostic, est évaluée par rapport à sa capacité de gérer des informations imparfaites.

Le premier système d'aide à la décision médicale ayant été proposé en 1959 [82], était fondé sur la logique binaire afin de formaliser les connaissances médicales. Dans cette logique binaire, un symptôme est considéré comme « présent » ou « absent ». Néanmoins, en raison de l'incertitude indéniable dans le domaine médical, la logique binaire a été rapidement jugée insuffisante en tant que moyen de formalisation et de résolution des problèmes médicaux.

La logique binaire étendue par « inconnu » comme troisième valeur logique, a été acceptée comme un premier remède [83]. Néanmoins, l'omniprésence du flou dans le processus de la pensée humaine suggère qu'une grande partie de la logique du raisonnement humain ne correspond pas à la logique classique (logique binaire) ni même à la logique classique ternaire, mais à une logique ayant des valeurs de vérité partielles et des règles d'inférence associées. Il est également important de noter que les informations à la disposition du médecin concernant les patients et les relations entre les entités médicales sont, en général, de nature ambiguë. Pour ces raisons, une approche alternative capable d'effectuer un raisonnement médical en vertu de l'ambiguïté est d'un grand intérêt.

La théorie des ensembles flous, introduite en 1965 par *Zadeh* [43] présente plusieurs propriétés intéressantes qui la rendent appropriée pour formaliser les informations médicales sur lesquelles le raisonnement médical est généralement basé. En effet, la théorie des ensembles flous permet la définition d'entités médicales inexactes et/ou ambiguës sous la forme d'ensembles flous. De plus, elle offre la possibilité d'utiliser des variables linguistiques (les variables numériques sont des cas particuliers). Enfin, la logique floue (i.e. la logique mathématique permettant de manipuler des ensembles flous) fournit des méthodes de raisonnement adéquates et capables de tirer des conclusions approximatives. Les ensembles flous et la logique floue constituent, donc, un cadre de représentation des connaissances et apportent un mécanisme de raisonnement bien adapté aux systèmes d'aide au diagnostic médical. Plusieurs travaux ont montré de véritables succès dans ce domaine [84][85][86][87][88].

Des progrès ont été caractérisés par l'introduction de la théorie des possibilités comme une approche alternative pour le raisonnement approximatif. Bien que la théorie des possibilités soit une extension de la théorie des ensembles flous, elle présente de nombreux avantages qui la rendent plus appropriée et plus efficace.

- En effet, la théorie des possibilités offre une approche de formalisation des incertitudes subjectives liées aux événements observés en permettant d'évaluer dans quelle mesure la présence d'un événement (i.e. sa réalisation) est possible ainsi que dans quelle mesure nous sommes certains de son apparition.
- Cette théorie offre également l'avantage de la prise de décision en se basant sur deux mesures appelées la mesure de possibilité et la mesure de nécessité.
- Au niveau de la fusion de l'information, la théorie des possibilités utilise des opérations mathématiques simples (i.e. *min*, *max*, etc.) qui sont pratiquement les mêmes que celles utilisées dans le cadre de la théorie des ensembles flous.

Plusieurs études prouvent le succès de l'utilisation de cette théorie comme un cadre de représentation ainsi qu'un mécanisme de raisonnement dans les systèmes d'aide au diagnostic médical [89][48][30].

L'analyse des travaux de recherche liés à l'application de la théorie des possibilités, comme outil de représentation de connaissances et de raisonnement pour l'aide au diagnostic médical, se contentent à montrer qu'il s'agit d'une extension directe de l'application de la théorie des ensembles flous pour le diagnostic médical. En d'autres termes, les véritables apports de la théorie des possibilités ne sont exploités pleinement. En effet, ces travaux sont basés, à juste titre, sur la représentation des relations du type « modalité – diagnostic » selon une démarche composée de trois phases essentielles [84][90] :

- a) Une phase de « projection directe » des termes linguistiques, représentant souvent les connaissances de l'expert, en des valeurs numériques de nature possibiliste. Cette phase permet de traduire les termes linguistiques par des distributions de possibilité ;
- b) L'utilisation d'une seule mesure (soit la mesure de possibilité, soit la mesure de nécessité), afin d'ordonner les solutions (i.e. diagnostics ou cas similaires) potentielles obtenues ; et finalement,
- c) Si le système est appelé à proposer une solution unique au médecin, alors, la majorité des systèmes existants se base sur la mesure de possibilité (ou nécessité) maximale comme critère de décision. Dans ce cas, la solution proposée au médecin, correspondant à un cas cible donné, sera celle ayant la valeur de possibilité (ou nécessité) la plus élevée.

Cette approche, dite *directe* dans notre travail, est basée sur une démarche logique d'application de la théorie des possibilités dans le contexte du diagnostic médical. Néanmoins, plusieurs « incohérences » sont à souligner :

1. La projection directe des termes linguistiques pour obtenir les valeurs de possibilité, occulte l'aspect fréquentiel qui est « pourtant » implicite dans le choix fait par les médecins des termes linguistiques utilisés ;
2. La conditionnalité impliquée dans le terme linguistique utilisé, pour décrire l'occurrence d'une modalité particulière et pour un diagnostic donné, est négligée et n'est pas prise en compte. En effet, la relation entre une modalité et un diagnostic est considérée de nature conjointe et non conditionnelle ;
3. L'ordonnement des solutions potentielles et la prise de décision qui sont basés sur une seule mesure, négligent ainsi l'une des forces de la théorie des possibilités qui réside dans l'utilisation d'un couple de mesures [Nécessité, Possibilité] ; et finalement,
4. L'absence d'un critère d'évaluation de la qualité de la décision prise (i.e. proposée par le système), ce qui constitue une lacune majeure de ces applications.

Dans ce travail, nous proposons un système d'aide au diagnostic adoptant la modélisation et le raisonnement dans un cadre possibiliste. La modélisation des connaissances médicales (i.e. les relations « modalité – diagnostic ») est effectuée en utilisant deux approches présentant plusieurs avantages par rapport à l'approche *directe*. En effet, les approches proposées prennent en compte la nature conditionnelle implicite dans la description réalisée par le médecin de la relation entre une modalité et un diagnostic donné. De plus, ces approches permettent de combler les différentes « lacunes » liées à l'approche *directe*.

Dans la première approche proposée (appelée approche *indirecte*), chaque terme linguistique est projeté, comme c'est le cas dans l'approche *directe*, en une valeur de possibilité appartenant à l'intervalle $[0,1]$. Néanmoins, cette projection est réalisée en deux phases d'une manière plus cohérente :

- Une projection probabiliste est réalisée dans un premier temps. Cette projection permet d'obtenir une distribution de probabilité conditionnelle (traduisant ainsi plus fidèlement l'aspect fréquentiel et le sens sémantique des termes linguistiques) ; puis, en deuxième phase,
- L'utilisation de la transformation de *Dubois-Prade* [54] (présentée dans le deuxième chapitre), est ensuite opérée. Cette transformation permet de « traduire » la distribution de probabilité, obtenue dans la première phase, en une véritable distribution de possibilité.

Dans la deuxième approche proposée (appelée approche *couple*), les termes linguistiques ne sont pas représentés par des valeurs de possibilité conditionnelle mais, plutôt, par des couples de mesures de possibilité et de nécessité conditionnelles.

Nous allons présenter dans la suite, la construction du modèle possibiliste de chaque diagnostic, D_m , $m = 1, 2, \dots, M$, dans la base de connaissances, en utilisant les trois approches : l'approche *directe* et les deux approches proposées (*indirecte* et *couple*). Les modélisations, pour les différents diagnostics, issues de ces trois approches seront appelées, respectivement, modèle *directe*, *indirecte* et *couple*.

Supposons que nous avons une base de connaissances (paragraphe 3.3.1.), comportant un ensemble \mathbf{D} de M diagnostics, et un ensemble \mathbf{P} de G paramètres utilisés pour la description de chaque diagnostic. Tout paramètre peut avoir une modalité contenue dans l'ensemble \mathbf{V}_g . Donc, un diagnostic donné D_m est représenté dans la base de connaissances par le modèle fourni par la formule donnée dans Eq.3.1. Supposons aussi que la relation « modalité – diagnostic » est décrite en utilisant une échelle qualitative des termes linguistiques allant de « *jamais* » à « *toujours* » comme suit : $Q = \{q_1 = \textit{jamais}, \dots, q_L = \textit{toujours}\}$.

L'objectif de la modélisation possibiliste consiste à représenter l'ensemble des relations « modalité – diagnostic » qui les caractérise, par un modèle possibiliste. Chaque relation peut être représentée par une valeur de possibilité, π , appartenant à l'intervalle $[0,1]$ (selon les deux approches : *directe* et *indirecte*), ou par un couple possibiliste constitué des deux mesures de possibilité conditionnelle et de nécessité conditionnelle (selon l'approche *couple*).

3.4.1. Approche *directe*

Afin de réaliser le modèle possibiliste d'un diagnostic D_m , l'approche *directe* consiste dans un premier temps, à effectuer la « projection directe » des termes linguistiques dans l'échelle qualitative, Q , en une échelle, E , de valeurs numériques mais de nature possibiliste aboutissant ainsi à une distribution de possibilité, comme c'est illustré dans la figure 3.2. Dans un deuxième temps, chaque terme linguistique (dans la description de diagnostic D_m) sera remplacé par la valeur de possibilité correspondante.

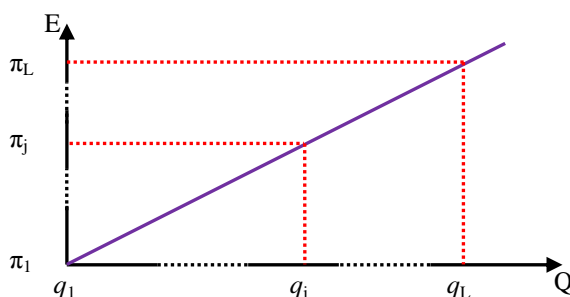


Fig. 3.2 : Projection d'une échelle qualitative en une échelle possibiliste

Le modèle possibiliste du diagnostic D_m en fonction de l'approche *directe* sera donc représenté par :

$$D_m = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \pi(v_j^g, D_m) \right); g=1, \dots, G; j=1, \dots, K_g \right\} \quad (3.3)$$

où $R(v_j^g, D_m) \equiv \pi(v_j^g, D_m) \in [0, 1]$ désigne la possibilité de réalisation de la relation $(P_g = v_j^g) \rightarrow D_m$.

Notons que l'absence de la notion de conditionnalité dans la représentation de la relation « modalité – diagnostic » représente un inconvénient majeur de ce modèle *directe*, parce qu'il considère que la relation causale entre une modalité et un diagnostic comme étant commutative, c'est-à-dire, la relation « modalité – diagnostic » et la relation « diagnostic – modalité » sont identiques. Par conséquent, les valeurs de possibilité $\pi(v_j^g, D_m)$ et $\pi(D_m, v_j^g)$ sont considérées comme étant égales. En effet, d'un point de vue mathématique, cette égalité est vraie, si la valeur de possibilité porte le sens d'une possibilité conjointe. Pourtant, d'un point de vue médical, il y a une grande différence entre l'occurrence d'une modalité sachant qu'un diagnostic est donné et l'occurrence d'un diagnostic sachant qu'une modalité est donnée.

3.4.2. Approche *indirecte*

Comme nous l'avons mentionné, nous proposons d'apporter une modification de l'approche *directe* en introduisant une étape intermédiaire permettant de « transcrire » les termes linguistiques « fréquents » en une distribution de probabilité, ce qui permet de maintenir une cohérence

conceptuelle dans la démarche proposée. Dans un second temps, la distribution de probabilité ainsi obtenue est transformée en une distribution de possibilité. En d'autres termes, l'approche *indirecte* proposée permet de construire le modèle possibiliste, pour chaque diagnostic D_m , en deux phases :

1. La transcription de l'échelle qualitative $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_L\}$, en une échelle numérique $E = \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_L\}$ où $\alpha_j \in [0, 1]$, $\alpha_1 = 0 < \alpha_2 < \dots < \alpha_L = 1$, comme c'est illustré dans la figure 3.3.

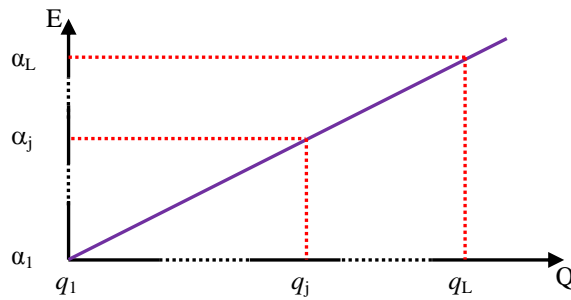


Fig. 3.3 : Projection d'une échelle qualitative en une échelle numérique

Chaque valeur numérique dans l'échelle E, représente une mesure ou une appréciation, d'une probabilité conditionnelle (ce qui est fidèle à la vision de l'expert lors de sa description avec des termes linguistiques fréquentiels des différentes relations). Chaque terme linguistique q_j , $j = 1, 2, \dots, L$, sera donc remplacé par une valeur de probabilité conditionnelle correspondante de l'échelle E (i.e. $q_j = \alpha_j$, $j = 1, 2, \dots, L$). A l'issue de cette opération, la représentation d'un diagnostic, D_m , sera donnée par :

$$D_m = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \alpha(v_j^g, D_m) \right); g = 1, \dots, G; j = 1, \dots, K_g \right\} \quad (3.4)$$

Une opération de normalisation est ensuite effectuée afin d'obtenir une distribution de probabilité conditionnelle (i.e. la somme des valeurs de probabilités est normalisée à l'unité) :

$$D_m = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \text{pr}(v_j^g | D_m) \right); g = 1, \dots, G; j = 1, \dots, K_g \right\} \quad (3.5)$$

où :

$$\text{pr}(v_j^g | D_m) = \frac{\alpha(v_j^g, D_m)}{\alpha(v_j^g, D_m) + \dots + \alpha(v_{K_g}^g, D_m)}; j = 1, \dots, K_g \quad (3.6)$$

Cette procédure permet, donc, de mettre la relation « modalité – diagnostic » en vertu d'un modèle probabiliste conditionnelle.

- La transformation de la distribution de probabilité conditionnelle obtenue en une distribution de possibilité conditionnelle est alors effectuée en utilisant la transformation de *Dubois-Prade* [54]. Une fois la transformation est effectuée, la représentation d'un diagnostic donné, D_m , sera donnée par :

$$D_m = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \pi(v_j^g | D_m) \right); g = 1, \dots, G; j = 1, \dots, K_g \right\} \quad (3.7)$$

Les différentes étapes de l'approche *indirecte* sont illustrées dans la figure 3.4. Pour simplifier, dans cette figure, nous avons présenté un diagnostic D_m décrit par un seul paramètre P de trois modalités $\{v_1, v_2, v_3\}$.

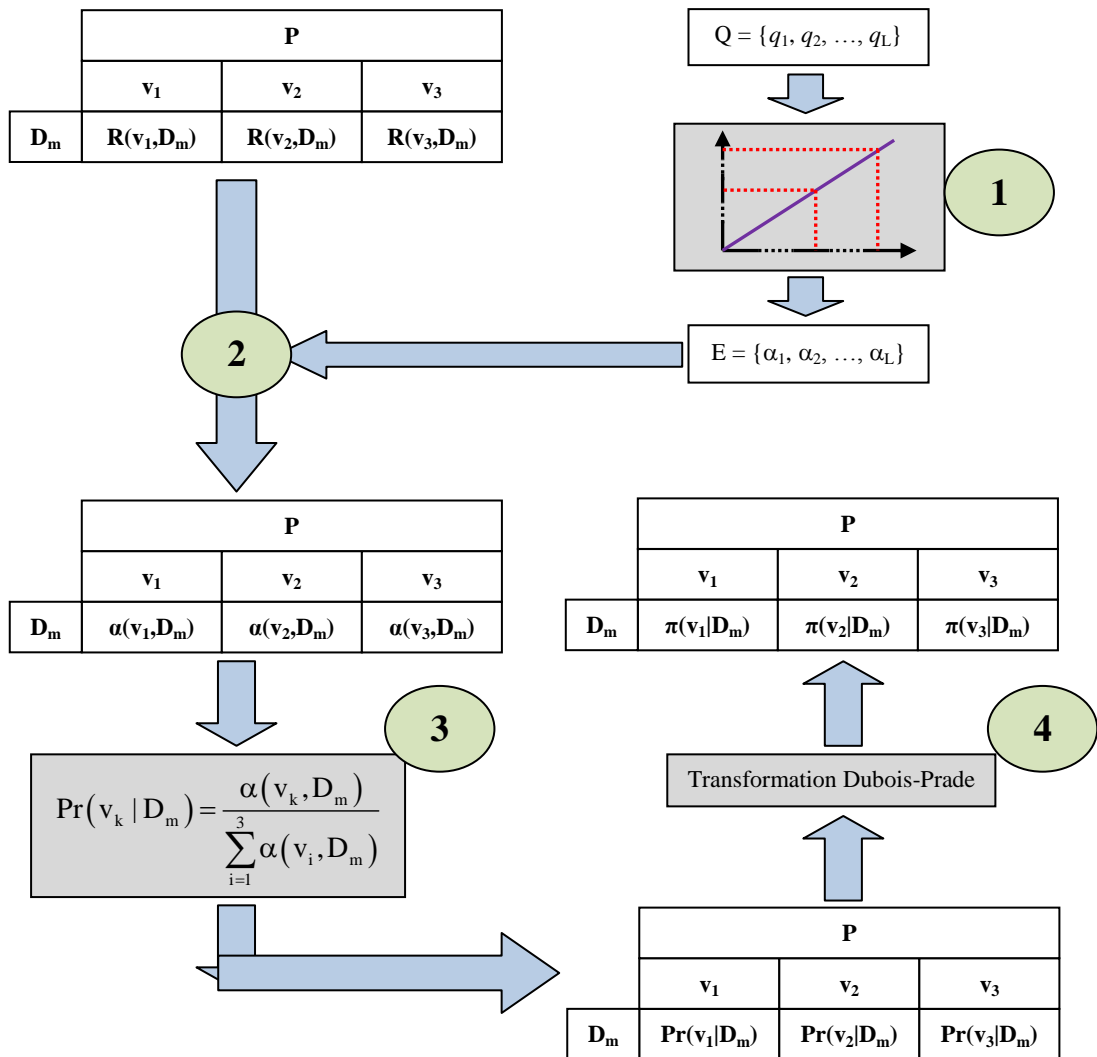


Fig. 3.4: Projection *indirecte* d'une échelle qualitative en possibiliste

En plus de la transition cohérente de la description fréquentielle en une description possibiliste (en tenant compte du sens de la conditionnalité), notons que la normalité de la distribution de possibilité obtenue est parfaitement respectée dans le modèle *indirect*.

3.4.3. Approche couple

Une deuxième approche, dite *couple*, est proposée afin de représenter chaque diagnostic D_m , $m = 1, 2, \dots, M$, par un couple de mesures de possibilité et de nécessité conditionnelles :

- La mesure de possibilité conditionnelle $\Pi(\text{modalité} \mid \text{diagnostic})$, et
- La mesure de nécessité conditionnelle $N(\text{modalité} \mid \text{diagnostic})$.

Ces deux mesures peuvent être considérées comme les deux bornes de la valeur de probabilité conditionnelle $pr(\text{modalité} \mid \text{diagnostic})$ où la mesure de possibilité conditionnelle représente la borne supérieure, alors que la mesure de nécessité conditionnelle représente la borne inférieure de la probabilité conditionnelle.

Cette représentation est réalisée d'une façon « empirique » en remplaçant, pour chaque diagnostic D_m , $m = 1, 2, \dots, M$, le terme linguistique (issu de l'ensemble $Q = \{q_1 = \text{jamais}, \dots, q_L = \text{toujours}\}$) qui représente la vision médicale de l'occurrence conditionnelle de chaque modalité, par un couple de valeurs $[N(\text{modalité} \mid \text{diagnostic}), \Pi(\text{modalité} \mid \text{diagnostic})]$ traduisant les deux mesures de nécessité et de possibilité. Cette réalisation consiste :

- Dans un premier temps, à construire l'échelle des mesures de nécessité. En effet, cette échelle est réalisée en effectuant une « projection directe » des termes linguistiques dans l'échelle qualitative, Q , en une échelle, E , de valeurs numériques dont chaque valeur numérique représente une mesure de nécessité, comme c'est illustré dans la figure 3.5 ;

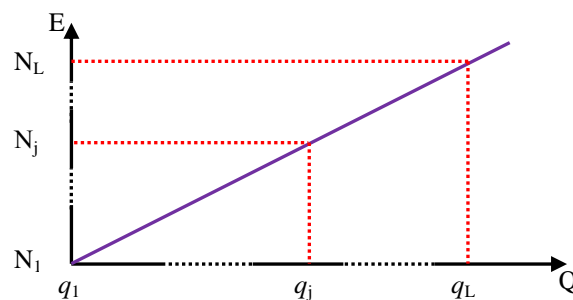


Fig. 3.5 : Projection d'une échelle qualitative en une échelle numérique

- Dans un deuxième temps, à construire l'échelle des mesures de possibilité. En effet cette échelle est réalisée en se basant sur la propriété possibiliste suivante :

« Si la nécessité d'un événement est différente de 'zéro', alors sa mesure de possibilité est égale à 'un', i.e. si $N(A) > 0$, alors $\Pi(A) = 1$ ».

Une fois, l'échelle de couples possibilistes est construite, le modèle *couple* du diagnostic, D_m , sera donc donné en remplaçant chaque terme linguistique par le couple possibiliste correspondant :

$$D_m = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \left[N(v_j^g | D_m), \Pi(v_j^g | D_m) \right] \right); g=1, \dots, G; j=1, \dots, K_g \right\} \quad (3.8)$$

Cette approche *couple* est, comme les deux approches précédentes, basée sur une démarche logique d'application de la théorie des possibilités dans le contexte de la représentation des connaissances médicales. Elle permet de modéliser, d'une façon explicite, l'incertitude liée à la probabilité d'occurrence d'une modalité conditionnellement à un diagnostic donné, par les deux bornes possibilistes qui sont les mesures de possibilité et de nécessité conditionnelles.

3.4.4. Exemple illustratif

L'objectif de ce paragraphe consiste à montrer et à comparer les trois modèles possibilistes (modèle *direct*, modèle *indirect* et modèle *couple*) sur la base d'un exemple illustratif simple.

Considérons un ensemble de quatre diagnostics (i.e. base de connaissances) $\mathbf{D} = \{D_1, D_2, D_3, D_4\}$ où chaque diagnostic est décrit en utilisant un ensemble de deux paramètres $\mathbf{P} = \{P_1, P_2\}$. Le paramètre P_1 (resp. P_2) comporte trois (resp. deux) modalités possibles issues de l'ensemble $\mathbf{V}_1 = \{v_1^1, v_2^1, v_3^1\}$, (resp. $\mathbf{V}_2 = \{v_1^2, v_2^2\}$), Tab.3.3.

L'occurrence d'une modalité conditionnellement à un diagnostic donné D_m , est représentée par un terme linguistique de l'échelle $Q = \{q_1 = \textit{jamais}, q_2 = \textit{exceptionnel}, q_3 = \textit{rare}, q_4 = \textit{habituel}, q_5 = \textit{toujours}\}$.

Tab. 3.3 : Exemple de la description de diagnostic réalisée par l'expert

	P ₁			P ₂	
	v ₁ ¹	v ₂ ¹	v ₃ ¹	v ₁ ²	v ₂ ²
D ₁	<i>habituel</i>	<i>exceptionnel</i>	<i>jamais</i>	<i>Toujours</i>	<i>jamais</i>
D ₂	<i>rare</i>	<i>habituel</i>	<i>habituel</i>	<i>Jamais</i>	<i>toujours</i>
D ₃	<i>jamais</i>	<i>toujours</i>	<i>jamais</i>	<i>Toujours</i>	<i>jamais</i>
D ₄	<i>toujours</i>	<i>jamais</i>	<i>jamais</i>	<i>Rare</i>	<i>habituel</i>

Afin de construire le modèle possibiliste *direct* de ces quatre diagnostics, une projection empirique de l'échelle qualitative, Q , en une échelle numérique, E , est effectuée dans un premier

temps. Supposons que l'échelle numérique considérée, d'une façon empirique, est donnée par $E = \{0, 0.1, 0.25, 0.75, 1\}$, où les associations suivantes sont « définies » par l'expert :

- $q_1 = \textit{jamais} \rightarrow \pi_1 = 0$;
- $q_2 = \textit{exceptionnel} \rightarrow \pi_2 = 0.1$;
- $q_3 = \textit{rare} \rightarrow \pi_3 = 0.25$;
- $q_4 = \textit{habituel} \rightarrow \pi_4 = 0.75$; et
- $q_5 = \textit{toujours} \rightarrow \pi_5 = 1$.

La substitution de chaque terme linguistique (dans la description des diagnostics) par la valeur de possibilité empirique correspondante est ensuite réalisée.

La modélisation *directe* de la base des connaissances est ainsi résumée dans le tableau 3.4.

Tab. 3.4 : Modèle possibiliste *direct* de la base des connaissances

	P ₁			P ₂	
	v ₁ ¹	v ₂ ¹	v ₃ ¹	v ₁ ²	v ₂ ²
D ₁	0.75	0.1	0	1	0
D ₂	0.25	0.75	0.75	0	1
D ₃	0	1	0	1	0
D ₄	1	0	0	0.25	0.75

Le modèle *indirect* est construit en réalisant les quatre étapes suivantes :

Etape 1 : Utiliser l'échelle numérique proposée par l'expert ($E = \{\alpha_1 = 0, \alpha_2 = 0.1, \alpha_3 = 0.25, \alpha_4 = 0.75, \alpha_5 = 1\}$) et réaliser la $q_j \equiv \alpha_j$ ($j = 1, \dots, L$) ;

Etape 2 : Substituer, dans la base de connaissances, chaque terme linguistique q_j utilisé pour décrire les relations « modalité – diagnostic » par la valeur numérique correspondante α_j (Tab.3.5).

Tab. 3.5 : Substitution des termes linguistiques par les valeurs numériques correspondantes

	P ₁			P ₂	
	v ₁ ¹	v ₂ ¹	v ₃ ¹	v ₁ ²	v ₂ ²
D ₁	0.75	0.1	0	1	0
D ₂	0.25	0.75	0.75	0	1
D ₃	0	1	0	1	0
D ₄	1	0	0	0.25	0.75

Etape 3 : Calculer les valeurs de probabilité, pour chaque modalité, conditionnellement à un diagnostic donné D_m par la normalisation donnée dans Eq.3.6. Ceci est illustré dans le tableau 3.6.

Tab. 3.6 : Modèle probabiliste par l'approche *indirecte* proposée

	P_1			P_2	
	v_1^1	v_2^1	v_3^1	v_1^2	v_2^2
D_1	$0.75/(0.75+0.1+0)$ = 0.75/0.85	$0.1/(0.75+0.1+0)$ = 0.1/0.85	$0/(0.75+0.1+0)$ = 0	$1/(1+0)$ = 1	$0/(1+0)$ = 0
D_2	$0.25/(0.25+0.75+0.75)$ = 0.25/1.75	$0.75/(0.25+0.75+0.75)$ = 0.75/1.75	$0.75/(0.25+0.75+0.75)$ = 0.75/1.75	$0/(0+1)$ = 0	$1/(0+1)$ = 1
D_3	$0/(0+1+0)$ = 0	$1/(0+1+0)$ = 1	$0/(0+1+0)$ = 0	$1/(1+0)$ = 1	$0/(1+0)$ = 0
D_4	$1/(1+0+0)$ = 1	$0/(1+0+0)$ = 0	$0/(1+0+0)$ = 0	$0.25/(0.25+0.75)$ = 0.25	$0.75/(0.25+0.75)$ = 0.75

Etape 4 : Appliquer la transformation de *Dubois-Prade* pour la construction d'une distribution de possibilité à partir de la distribution de probabilité conditionnelle (Etape 3). Une fois la transformation est effectuée, la représentation de l'ensemble des diagnostics D est obtenue comme c'est illustré dans le tableau 3.7.

Tab. 3.7 : Modèle possibiliste *indirect*

	P_1			P_2	
	v_1^1	v_2^1	v_3^1	v_1^2	v_2^2
D_1	1	0.1/0.85	0	1	0
D_2	0.25/1.75	1	1	0	1
D_3	0	1	0	1	0
D_4	1	0	0	0.25	1

En ce qui concerne l'approche *couple*, l'échelle empirique d'intervalles possibilistes conditionnels que nous avons adoptée est la suivante :

- $q_1 = \text{jamais} \rightarrow [0, 0]$;
- $q_2 = \text{exceptionnel} \rightarrow [0.1, 1]$;
- $q_3 = \text{rare} \rightarrow [0.25, 1]$;
- $q_4 = \text{habituel} \rightarrow [0.75, 1]$; et
- $q_5 = \text{toujours} \rightarrow [1, 1]$.

En réalisant la transcription, par le couple possibiliste correspondant, des termes linguistiques dans la description des diagnostics, nous obtenons la base de connaissances correspondante à l'approche *couple* (Tab.3.8).

Tab. 3.8 : Modèle possibiliste *couple*

	P ₁			P ₂	
	v ₁ ¹	v ₂ ¹	v ₃ ¹	v ₁ ²	v ₂ ²
	[N(v ₁ ¹ D _m), Π(v ₁ ¹ D _m)]	[N(v ₂ ¹ D _m), Π(v ₂ ¹ D _m)]	[N(v ₃ ¹ D _m), Π(v ₃ ¹ D _m)]	[N(v ₁ ² D _m), Π(v ₁ ² D _m)]	[N(v ₂ ² D _m), Π(v ₂ ² D _m)]
D ₁	[0.75, 1]	[0.1, 1]	[0,0]	[1,1]	[0,0]
D ₂	[0.25, 1]	[0.75, 1]	[0.75, 1]	[0,0]	[1,1]
D ₃	[0,0]	[1,1]	[0,0]	[1,1]	[0,0]
D ₄	[1,1]	[0,0]	[0,0]	[0.25, 1]	[0.75, 1]

Nous remarquons que la distribution de possibilité construite par le modèle *direct* (Tab.3.4), n'engendre pas forcément des distributions de possibilité du type normal au niveau des paramètres. Par exemple, la distribution de possibilité correspondant au paramètre P₁ diagnostic D₁ est donnée par : {0.75, 0.1, 0} (cf. Tab 3.4). Alors que la normalité est toujours respectée dans le modèle *indirect* proposé (Tab.3.7). De plus, la transition de la description fréquentielle vers la description possibiliste, est plus cohérente dans le modèle *indirect* que celle dans le modèle *direct*. Ceci s'explique par le fait que l'approche *indirecte* passe par une étape intermédiaire permettant la transformation cohérente d'une distribution de probabilité en une distribution de possibilité.

Par conséquent, pour que ce modèle *direct* soit applicable, il faut normaliser la distribution de possibilité obtenue ou utiliser un mode de raisonnement permettant de tenir compte de l'anormalité.

3.5. Conclusion

Ce chapitre a abordé la question de représentation des connaissances médicales de l'expert ainsi que la modélisation possibiliste de ces connaissances selon trois modèles. Le modèle *direct* qui est en réalité l'application « classique » de l'approche issue de la logique floue pour la modélisation des connaissances médicales ambiguës. Le modèle *indirect* qui consiste à introduire une étape intermédiaire permettant de transcrire les connaissances médicales en une approximation d'une distribution de probabilité conditionnelle et de transformer par la suite cette distribution de probabilité en une distribution de possibilité. Finalement, un modèle, dit *couple*, permet de transcrire les termes linguistiques, utilisés par l'expert, directement en des intervalles de mesures de possibilité et de nécessité conditionnelles.

Le tableau 3.9 réalise une rapide comparaison entre les trois modèles en termes de conditionnalité, de normalité et de cohérence de transition d'une description probabiliste en une description possibiliste.

Tab. 3.9 : Comparaison des trois modèles utilisés

	Modèle <i>direct</i>	Modèle <i>indirect</i>	Modèle <i>couple</i>
Conditionnalité	×	✓	✓
Normalité	×	✓	✓
Cohérence de Transition	×	✓	✓

Cette comparaison confirme les différentes lacunes observées dans le modèle *direct* qui sont :

- L'absence de la notion de conditionnalité qui est, pourtant, implicite dans les termes linguistiques utilisés par le médecin lorsqu'il décrit la base de connaissances ;
- L'aspect d'anormalité qui n'est pas toujours garantie dans la modélisation directe, mais qui est obtenue dans la construction même des deux modèles proposés ;
- L'incohérence conceptuelle dans la transition directe de la description probabiliste en une description possibiliste.

Afin de remédier à ces différentes lacunes, nous avons proposé les deux modèles, *indirect* et *couple*, qui respectent le concept de conditionnalité ; garantissent la normalité des distributions de possibilité établies ainsi que la cohérence de transition entre les distributions probabilistes et possibilistes.

4. Chapitre 4

Raisonnement possibiliste en diagnostic médical

Le raisonnement médical est le terme qui désigne l'ensemble des méthodes et approches permettant d'exploiter, d'analyser, de fusionner et d'interpréter des données, des informations et des connaissances médicales (issues des différentes sources). L'objectif du raisonnement médical est de fournir au médecin des informations pouvant lui aider au mieux à établir un diagnostic face à un cas cible considéré. Plusieurs modes de raisonnement ont été proposés dans la littérature en fonction du type d'informations considérées, de leurs imperfections et du besoin médical en termes d'information à livrer [91]. A titre d'exemple, en considérant le mode de raisonnement à base de cas, il s'agit de « comparer » un cas cible avec un ensemble de cas déjà enregistrés et ceci afin de fournir au médecin les cas les plus similaires (raisonnement par similarité) et/ou les diagnostics potentiels correspondant au cas cible dans le mode de raisonnement par classification.

Dans ce travail, nous avons opté pour l'utilisation du cadre possibiliste de raisonnement en diagnostic médical. Le chapitre précédent a été dédié à la présentation de trois approches permettant le raisonnement possibiliste, l'approche directe, l'approche indirecte et l'approche couple. Rappelons qu'il s'agit essentiellement de modéliser la relation (diagnostic \Rightarrow modalité) en utilisant les outils proposés par la théorie des possibilités. Ce chapitre est consacré à l'exploitation des modèles proposés pour la réalisation du raisonnement possibiliste dans les différents contextes de diagnostic médical :

- Confrontation entre un cas et un diagnostic (raisonnement par classification) ;
- Confrontation entre cas (raisonnement par similarité) ;
- Confrontation entre diagnostics ;
- Confrontation entre une base de cas et une base de connaissances ; et
- Confrontation entre bases de connaissances.

4.1. Introduction

Le diagnostic médical est une tâche qui dépend fortement de la nature et des formes d'imperfection des informations considérées et varie en fonction de l'objectif à atteindre. A partir de cette constatation, et pour qu'un système d'aide au diagnostic soit efficace (en termes de la qualité des informations fournies), ce système doit avoir la capacité d'envisager la plupart des contextes de diagnostic rencontrés par le médecin.

Dans la suite, nous détaillerons les différents contextes de diagnostic médical qui peuvent être envisagés par le système d'aide au diagnostic que nous proposons dans ce travail, ainsi que les informations mises à la disposition du médecin dans chacun de ces contextes. Les deux modèles possibilistes proposés dans le chapitre précédent (i.e. *indirect* et *couple*) vont être exploités dans la mise-en œuvre de chacun de ces contextes.

4.2. Confrontation entre un cas et un diagnostic

La confrontation entre un cas et un diagnostic représente le contexte de diagnostic médical dans lequel une comparaison est effectuée entre le cas cible considéré (dont le diagnostic est inconnu) et chaque diagnostic dans la base de connaissances. L'objectif étant, bien évidemment de déterminer le degré de compatibilité ou de ressemblance entre le cas cible et chacun de ces diagnostics. A partir de ces degrés de compatibilité, les diagnostics qui correspondent potentiellement au cas cible sont déterminés et présentés au médecin. Il s'agit, donc, d'un mode de raisonnement par classification qui a pour objectif de fournir au médecin une liste des diagnostics potentiels ordonnés en fonction du degré de compatibilité le plus élevé.

4.2.1. Raisonnement possibiliste par classification

Dans ce paragraphe, nous allons présenter la démarche de raisonnement possibiliste par classification en utilisant les deux modèles de représentation des connaissances, *indirect* et *couple*.

Considérons une base de connaissances possibiliste contenant un ensemble \mathbf{D} de M diagnostics, $\mathbf{D} = \{D_1, D_2, \dots, D_M\}$; un ensemble \mathbf{P} de G paramètres, $\mathbf{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_G\}$, utilisés pour la description de chaque diagnostic. Le paramètre P_g , $g = 1, 2, \dots, G$, peut prendre une et une seule, modalité v_j^g appartenant à un ensemble \mathbf{V}_g de K_g modalités possibles, $\mathbf{V}_g = \{v_1^g, v_2^g, \dots, v_{K_g}^g\}$.

Un diagnostic donné D_m peut être représenté dans la base de connaissances par le modèle *indirect* (Eq.4.1), ou par le modèle *couple* (Eq.4.2).

$$D_m = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \pi \left(v_j^g \mid D_m \right) \right); g=1, \dots, G; j=1, \dots, K_g \right\} \quad (4.1)$$

$$D_m = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \left[N \left(v_j^g \mid D_m \right), \Pi \left(v_j^g \mid D_m \right) \right] \right); g=1, \dots, G; j=1, \dots, K_g \right\} \quad (4.2)$$

Un cas cible non diagnostiqué B est décrit par le même ensemble de paramètres P . Si un paramètre P_i n'est pas renseigné (i.e. donnée manquante ou non observée), alors le paramètre est supposé prendre la valeur '0'. Avec ces notations, B sera représenté par un vecteur de G dimensions donné par :

$$B = \left\{ \left(P_g, x^g \right); g = 1, \dots, G; x^g \in V_g \cup \{0\} \right\} \quad (4.3)$$

Le raisonnement par classification consiste à comparer ce cas B avec chaque diagnostic dans la base de connaissances afin de déterminer l'ensemble des diagnostics potentiels qui sont compatibles avec le cas cible B .

Dans le système proposé d'aide au diagnostic, cette comparaison est réalisée par l'estimation de deux mesures possibilistes : la mesure de nécessité et de possibilité conditionnelle respectivement $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$, $m = 1, 2, \dots, M$. La mesure de possibilité conditionnelle représente le degré de compatibilité du diagnostic D_m avec le cas B , et la mesure de nécessité conditionnelle désigne le degré de certitude dans cette compatibilité.

Nous allons discuter l'estimation de ce couple possibiliste dans les deux modes de raisonnement *indirect*, et *couple*.

4.2.1.1. Raisonnement possibiliste « indirect » par classification

Le schéma général du raisonnement possibiliste « *indirect* » est donné dans la figure 4.1 (notons notre représentation du modèle possibiliste des connaissances sous la forme matricielle). Dans ce schéma, le cas cible B est comparé avec chaque diagnostic dans la base de connaissances possibilistes *indirecte* dans laquelle le diagnostic est représenté par le modèle *indirect* (i.e. Eq.4.1). La sortie obtenue représente le couple possibiliste pour chaque diagnostic D_m , $m = 1, 2, \dots, M$.

En effet, l'estimation du couple possibiliste $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$ est réalisée en effectuant les étapes suivantes :

- Estimation de la possibilité conditionnelle « locale », c'est-à-dire au niveau de chaque paramètre, $\pi(D_m|P_g)$, $m = 1, 2, \dots, M$ et $g = 1, 2, \dots, G$. Ici, nous distinguons deux situations :
 - Le paramètre, P_g , est observé et s'est produit dans le cas B comme étant la modalité x^g : dans ce cas la possibilité locale, $\pi(D_m|P_g = x^g)$, va être estimée à partir de la connaissance possibiliste, $\pi(x^g | D_m)$, comme nous allons voir dans la suite.
 - Le paramètre, P_g , n'est pas observé ou il s'agit de donnée manquante, alors sa possibilité conditionnelle locale est considérée égale à l'unité, $\pi(D_m|P_g = 0) = 1$, c'est-à-dire, le diagnostic est considéré comme solution possible de se produire avec le paramètre P_g .
- Estimation de la possibilité conditionnelle « globale », c'est-à-dire au niveau de l'ensemble de tous les paramètres, $\pi(D_m|B)$, $m = 1, 2, \dots, M$, en effectuant la fusion conjonctive des

possibilités conditionnelles locales. En effet, le choix du type conjonctif de la fusion est justifié par le fait que si le diagnostic D_m est impossible à se produire comme solution potentielle, au moins pour un paramètre, c'est-à-dire, $\pi(D_m | P_g) = 0$, alors ce diagnostic est rejeté et considéré comme une solution impossible au cas cible B , c'est-à-dire, $\pi(D_m | B) = 0$. A titre d'exemple, en utilisant l'opérateur conjonctif *min*, nous obtenons :

$$\pi(D_m | B) = \min_{g=1}^G \pi(D_m | P_g) \quad (4.4)$$

A l'issue de cette étape, nous obtenons la distribution de possibilité définie sur l'ensemble de diagnostics : $\{\pi(D_1|B), \pi(D_2|B), \dots, \pi(D_M|B)\}$;

- Utilisation de la distribution de possibilité précédente afin de calculer le couple possibiliste global $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$, $m = 1, 2, \dots, M$, selon les deux formules suivantes :

$$\Pi(D_m | B) = \max_{n=m} (\pi(D_n | B)) = \pi(D_m | B) \quad (4.5)$$

$$N(D_m | B) = 1 - \Pi(\overline{D_m} | B) = 1 - \max_{\substack{n=1 \\ n \neq m}}^M \pi(D_n | B) \quad (4.6)$$

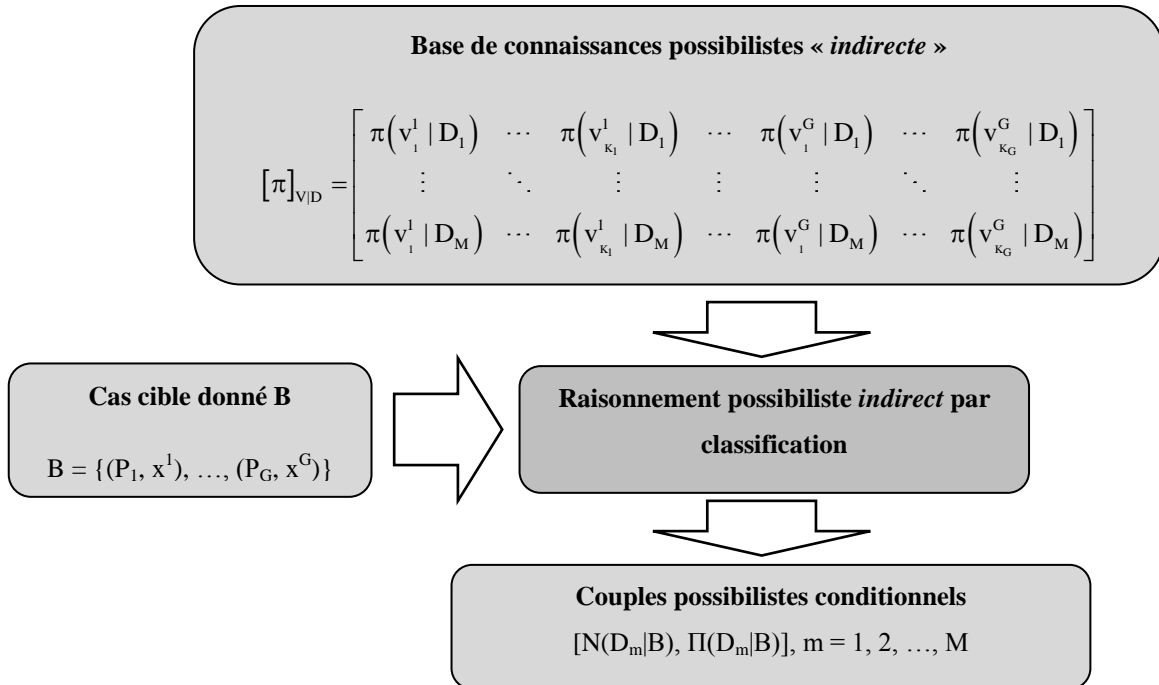


Fig. 4.1 : Raisonnement possibiliste indirect par classification

Il est clair que l'estimation du couple possibiliste s'appuie essentiellement sur la valeur de la possibilité locale, $\pi(D_m|x^g)$, (i.e. plus précisément, des possibilités $\pi(D_m|v_n^g)$, $n \in \{1, 2, \dots, K_g\}$). Néanmoins, le véritable défi réside dans le fait que cette valeur n'est pas celle disponible dans la base de connaissances possibilistes. En effet, l'information disponible est la possibilité locale $\pi(v_n^g|D_m)$ (c.à.d. la possibilité d'observer une modalité donnée d'un certain paramètre, étant donné le diagnostic D_m). Pour cette raison, la question essentielle qui se pose, est :

« *Comment calculer la possibilité conditionnelle $\pi(D_m|v_n^g)$ étant donné que l'information disponible dans la base de connaissances possibilistes est la possibilité conditionnelle, $\pi(v_n^g|D_m)$, $m = 1, 2, \dots, M$, $g = 1, 2, \dots, G$, $n = 1, 2, \dots, K_g$?* »

Afin de répondre à cette question, nous utilisons la formule générale donnée dans l'équation 4.7, [44], reliant la possibilité conjointe, $\pi(v_n^g, D_m)$ et les deux possibilités conditionnelles $\pi(D_m|v_n^g)$ et $\pi(v_n^g|D_m)$:

$$\pi(v_n^g, D_m) = \pi(D_m | v_n^g) \times \pi(v_n^g) = \pi(v_n^g | D_m) \times \pi(D_m) \quad (4.7)$$

Dans cette formule, nous remarquons que :

- $\pi(v_n^g|D_m)$ est une information disponible dans la base de connaissances ;
- $\pi(D_m)$ est une information qui peut être donnée par le médecin, ou estimée à partir de données statistiques ;
- $\pi(v_n^g)$ est une information très difficile à estimer par le médecin et également très difficile à calculer statistiquement.

Notons qu'à ce stade, nous avons choisi de nous confronter à la situation la plus « difficile » qui suppose que la *seule* information disponible dans cette formule est la possibilité conditionnelle $\pi(v_n^g|D_m)$. À partir de cette information, nous devons chercher à calculer la possibilité des différents diagnostics conditionnellement aux modalités observées $\pi(D_m|v_n^g)$.

Pour la réalisation de cet objectif, les deux quantités possibilistes $\pi(v_n^g)$ et $\pi(D_m)$ (représentant les possibilités marginales dans la matrice de possibilité conjointe $[\pi]_{v,D}$) doivent être estimées.

Néanmoins, et avant de réaliser cette tâche, il est nécessaire d'analyser les trois matrices suivantes :

- La matrice des possibilités conjointes $[\pi]_{v,D}$; et
- Les deux matrices de possibilités conditionnelles $[\pi]_{v|D}$ et $[\pi]_{D|v}$.

Pour raison de simplification, nous présentons ces trois matrices pour un seul paramètre, P_g , dont les modalités possibles sont dans l'ensemble $V_g = \{v_1^g, v_2^g, \dots, v_N^g\}$.

La figure 4.2, représente la matrice de possibilités conjointes. Chacun de ses éléments désigne la possibilité de l'occurrence conjointe d'une modalité avec un diagnostic.

$$[\pi]_{V,D} = \begin{bmatrix} \pi(v_1^g, D_1) & \cdots & \pi(v_n^g, D_1) & \cdots & \pi(v_N^g, D_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(v_1^g, D_m) & \cdots & \pi(v_n^g, D_m) & \cdots & \pi(v_N^g, D_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(v_1^g, D_M) & \cdots & \pi(v_n^g, D_M) & \cdots & \pi(v_N^g, D_M) \end{bmatrix}$$

Fig. 4.2 : Matrice de possibilités conjointes $[\pi]_{V,D}$

A partir de cette matrice, nous pouvons définir deux quantités : $\pi(v_n^g)$ et $\pi(D_m)$, qui représentent respectivement la possibilité marginale des modalités et des diagnostics. Ces deux quantités sont définies, comme c'est illustré dans la figure 4.3, en calculant le maximum des possibilités conjointes correspondantes sur, respectivement, les différentes colonnes et les différentes lignes.

$$[\pi]_{V,D} = \begin{bmatrix} \pi(v_1^g, D_1) & \cdots & \pi(v_n^g, D_1) & \cdots & \pi(v_N^g, D_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(v_1^g, D_m) & \cdots & \pi(v_n^g, D_m) & \cdots & \pi(v_N^g, D_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(v_1^g, D_M) & \cdots & \pi(v_n^g, D_M) & \cdots & \pi(v_N^g, D_M) \end{bmatrix} \begin{array}{l} \Rightarrow \pi(D_1) = \max_n \pi(v_n^g, D_1) \\ \Rightarrow \pi(D_m) = \max_n \pi(v_n^g, D_m) \\ \Rightarrow \pi(D_M) = \max_n \pi(v_n^g, D_M) \end{array}$$

$$\Downarrow \qquad \qquad \Downarrow \qquad \qquad \Downarrow$$

$$\pi(v_1^g) = \max_m \pi(v_1^g, D_m) \quad \pi(v_n^g) = \max_m \pi(v_n^g, D_m) \quad \pi(v_N^g) = \max_m \pi(v_N^g, D_m)$$

Fig. 4.3 : Les possibilités marginales obtenues de la matrice de possibilités conjointes $[\pi]_{V,D}$

De la même façon, les figures 4.4 et 4.5 (resp. 4.6 et 4.7), représentent la matrice de possibilités conditionnelles $[\pi]_{V|D}$ (resp. $[\pi]_{D|V}$) et les possibilités conditionnelles marginales H_m et G_m , $m = 1, 2, \dots, M$ (resp. J_n et Q_n , $n = 1, 2, \dots, N$).

$$[\pi]_{V|D} = \begin{bmatrix} \pi(v_1^g | D_1) & \cdots & \pi(v_n^g | D_1) & \cdots & \pi(v_N^g | D_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(v_1^g | D_m) & \cdots & \pi(v_n^g | D_m) & \cdots & \pi(v_N^g | D_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(v_1^g | D_M) & \cdots & \pi(v_n^g | D_M) & \cdots & \pi(v_N^g | D_M) \end{bmatrix}$$

Fig. 4.4 : Matrice de possibilités conditionnelles $[\pi]_{V|D}$

$$[\pi]_{V|D} = \begin{bmatrix} \pi(v_1^g | D_1) & \cdots & \pi(v_n^g | D_1) & \cdots & \pi(v_N^g | D_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(v_1^g | D_m) & \cdots & \pi(v_n^g | D_m) & \cdots & \pi(v_N^g | D_m) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(v_1^g | D_M) & \cdots & \pi(v_n^g | D_M) & \cdots & \pi(v_N^g | D_M) \end{bmatrix} \begin{array}{l} \Rightarrow H_1 = \max_n \pi(v_n^g | D_1) \\ \Rightarrow H_m = \max_n \pi(v_n^g | D_m) \\ \Rightarrow H_M = \max_n \pi(v_n^g | D_M) \end{array}$$

$$\Downarrow \qquad \qquad \qquad \Downarrow \qquad \qquad \qquad \Downarrow$$

$$G_1 = \max_m \pi(v_1^g | D_m) \quad G_n = \max_m \pi(v_n^g | D_m) \quad G_N = \max_m \pi(v_N^g | D_m)$$

Fig. 4.5 : Les possibilités marginales obtenues de la matrice de possibilités conditionnelles $[\pi]_{V|D}$

$$[\pi]_{D|V} = \begin{bmatrix} \pi(D_1 | v_1^g) & \cdots & \pi(D_1 | v_n^g) & \cdots & \pi(D_1 | v_N^g) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(D_m | v_1^g) & \cdots & \pi(D_m | v_n^g) & \cdots & \pi(D_m | v_N^g) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(D_M | v_1^g) & \cdots & \pi(D_M | v_n^g) & \cdots & \pi(D_M | v_N^g) \end{bmatrix}$$

Fig. 4.6 : Matrice de possibilités conditionnelles $[\pi]_{D|V}$

$$[\pi]_{D|V} = \begin{bmatrix} \pi(D_1 | v_1^g) & \cdots & \pi(D_1 | v_n^g) & \cdots & \pi(D_1 | v_N^g) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(D_m | v_1^g) & \cdots & \pi(D_m | v_n^g) & \cdots & \pi(D_m | v_N^g) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \pi(D_M | v_1^g) & \cdots & \pi(D_M | v_n^g) & \cdots & \pi(D_M | v_N^g) \end{bmatrix} \begin{array}{l} \Rightarrow J_1 = \max_n \pi(D_1 | v_n^g) \\ \Rightarrow J_m = \max_n \pi(D_m | v_n^g) \\ \Rightarrow J_M = \max_n \pi(D_M | v_n^g) \end{array}$$

$$\Downarrow \qquad \qquad \qquad \Downarrow \qquad \qquad \qquad \Downarrow$$

$$Q_1 = \max_m \pi(D_m | v_1^g) \quad Q_n = \max_m \pi(D_m | v_n^g) \quad Q_N = \max_m \pi(D_m | v_N^g)$$

Fig. 4.7 : Les possibilités marginales obtenues de la matrice de possibilités conditionnelles $[\pi]_{D|V}$

Après avoir présenté brièvement les trois matrices possibilistes, nous allons discuter l'équation, Eq.4.7, (reliant la possibilité conjointe, $\pi(v_n^g, D_m)$ et les deux possibilités conditionnelles $\pi(D_m | v_n^g)$ et $\pi(v_n^g | D_m)$) en utilisant les différentes définitions de la possibilité conditionnelle. Le but de cette discussion est d'étudier la façon permettant de déterminer les possibilités marginales $\pi(v_n^g)$ et $\pi(D_m)$ en fonction de l'information disponible $\pi(v_n^g | D_m)$.

En analysant les différentes définitions, proposées dans la littérature, de la possibilité conditionnelle, nous constatons que l'estimation des deux possibilités marginales dans l'équation Eq.4.7, ne peut être réalisée qu'avec deux définitions qui sont la définition proposée par *Zadeh* [57] et la définition proposée par *Nguyen* [92], car ces deux définitions présentent des avantages par rapport aux autres définitions en termes d'objectifs à atteindre :

- La définition de *Zadeh* est simple (en forme et dans le fond) car elle considère l'égalité entre les deux possibilités conditionnelle et conjointe ; c'est-à-dire, la possibilité conditionnelle que l'on cherche à estimer $\pi(D_m | v_n^g)$ est égale à la possibilité conjointe $\pi(v_n^g, D_m)$ qui, elle-même, est égale à la possibilité conditionnelle $\pi(v_n^g | D_m)$. Par conséquent, les trois matrices possibilistes sont considérées égales selon la définition de *Zadeh*.
- La définition de *Nguyen* (comme les autres définitions sauf celle de *Zadeh*) n'est pas suffisante pour la détermination des possibilités marginales $\pi(v_n^g)$ et $\pi(D_m)$, en fonction de l'information disponible $\pi(v_n^g | D_m)$. Néanmoins, l'avantage de la définition de *Nguyen*, par rapport aux autres définitions réside dans la possibilité de calculer d'une façon « simple » les possibilités marginales.

L'exploitation de chacune de ces deux définitions se déroule comme suit :

Exploitation de la définition de Zadeh

En utilisant la définition proposée par *Zadeh* (Eq.2.16), nous pouvons estimer la possibilité conditionnelle $\pi(D_m | v_n^g)$ en fonction de la possibilité conjointe $\pi(v_n^g, D_m)$ par :

$$\pi(D_m | v_n^g) = \pi(v_n^g, D_m) \quad (4.8)$$

De la même façon, nous pouvons écrire :

$$\pi(v_n^g | D_m) = \pi(v_n^g, D_m) \quad (4.9)$$

Donc, nous pouvons déduire de ces deux relations que :

$$\pi_{ZA}(D_m | v_n^g) = \pi(v_n^g | D_m) \quad (4.10)$$

Exploitation de la définition de Nguyen

En utilisant la définition proposée par *Nguyen* (Eq.2.22), nous pouvons estimer la possibilité conditionnelle $\pi(D_m | v_n^g)$ en fonction de la possibilité conjointe $\pi(v_n^g, D_m)$ et des possibilités marginales $\pi(v_n^g)$, $\pi(D_m)$ par :

$$\pi_{NG}(D_m | v_n^g) = \pi(v_n^g, D_m) \cdot \max \left\{ 1, \frac{\pi(D_m)}{\pi(v_n^g)} \right\} \quad (4.11)$$

En plus de cette définition, *Nguyen* a défini les possibilités marginales comme suit :

$$\pi(D_m) = \max_n \pi(v_n^g, D_m) = \max_n \pi(D_m | v_n^g) \quad (4.12)$$

$$\pi(v_n^g) = \max_m \pi(v_n^g, D_m) = \max_m \pi(v_n^g | D_m) \quad (4.13)$$

En comparant ces deux équations avec les matrices possibilistes présentées auparavant, nous obtenons les possibilités marginales :

$$\pi(D_m) = J_m \quad (4.14)$$

$$\pi(v_n^g) = G_n \quad (4.15)$$

En analysant la définition de la possibilité conditionnelle proposée par *Nguyen*, nous remarquons que :

$$\pi(v_n^g, D_m) \leq \pi(v_n^g | D_m) \quad (4.16)$$

Par conséquent, en prenant le maximum sur les valeurs de « n » pour les deux cotés de cette inégalité, nous obtenons :

$$\max_n \pi(v_n^g, D_m) \leq \max_n \pi(v_n^g | D_m) \quad (4.17)$$

Notons que la partie gauche dans l'équation Eq.4.17, représente la possibilité marginale $\pi(v_n^g)$ et la partie droite représente la quantité H_m dans la matrice conditionnelle $[\pi]_{VD}$, d'où :

$$\pi(D_m) \leq H_m \quad (4.18)$$

En utilisant les deux formules (Eq.4.15) et (Eq.4.18) dans l'équation (4.7), nous obtenons l'inégalité suivante :

$$\pi(D_m | v_n^g) \leq \frac{\pi(v_n^g | D_m)}{G_n} \times H_m \quad (4.19)$$

Cette formule détermine une borne supérieure de la possibilité conditionnelle $\pi(D_m | v_n^g)$. Dans notre travail, nous adaptons la solution minimale de cette inégalité :

$$\pi_{NG}(D_m | v_n^g) = \frac{\pi(v_n^g | D_m)}{G_n} \times H_m \quad (4.20)$$

En conclusion, la possibilité conditionnelle $\pi(D_m | v_n^g)$ est déterminée selon la définition de *Zadeh* (resp. de *Nguyen*) par l'équation Eq.4.10 (resp. Eq.4.20).

Une fois calculée la possibilité conditionnelle $\pi(D_m | x^g)$, $m = 1, 2, \dots, M$ et $g = 1, 2, \dots, G$ (selon l'une de ces deux définitions), le couple possibiliste $[N(D_m | B), \Pi(D_m | B)]$, $m = 1, 2, \dots, M$, pourra être directement calculé par le biais des équations Eq.4.6 et Eq.4.5.

4.2.1.2. Raisonnement possibiliste « couple » par classification

Le schéma général du raisonnement possibiliste « couple » est formalisé dans la figure 4.8, d'une façon similaire au raisonnement possibiliste « indirect ».

Dans ce schéma, le cas cible B est comparé avec chaque diagnostic dans la base de connaissances possibilistes *couple* (où les diagnostics sont représentés par le modèle couple, Eq.4.2). La sortie obtenue représente le couple des mesures possibilistes pour chaque diagnostic.

L'estimation du couple possibiliste $[N(D_m | B), \Pi(D_m | B)]$ est réalisée en effectuant les étapes suivantes :

- Estimation du couple possibiliste conditionnel « local », c'est-à-dire au niveau de chaque paramètre, $[N(D_m | P_g), \Pi(D_m | P_g)]$, $m = 1, 2, \dots, M$ et $g = 1, 2, \dots, G$. Ici, nous distinguons deux situations :
 - Le paramètre, P_g , est observé et s'est produit dans le cas B comme étant la modalité x^g : dans ce cas le couple possibiliste local, $[N(D_m | P_g = x^g), \Pi(D_m | P_g = x^g)]$, va être estimé à partir de la connaissance possibiliste, $[N(x^g | D_m), \Pi(x^g | D_m)]$, comme nous allons voir dans la suite.
 - Le paramètre, P_g , n'est pas observé ou donnée manquante, alors son couple possibiliste conditionnel local est considéré égal au couple unitaire, $[N(D_m | P_g = 0), \Pi(D_m | P_g = 0)] = [1,$

1], c'est-à-dire, la diagnostic est considéré comme solution possible de se produire avec le paramètre P_g .

- Estimation du couple possibiliste « global », c'est-à-dire au niveau de l'ensemble de tous les paramètres, $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$, $m = 1, 2, \dots, M$, en effectuant la fusion conjonctive des mesures de nécessité et des mesures de possibilité conditionnelles locales. En effet, le choix du type conjonctif de la fusion est justifié par le fait que si le diagnostic D_m est impossible à se produire comme solution potentielle au moins pour un paramètre, c'est-à-dire, $[N(D_m|P_g), \Pi(D_m|P_g)] = [0, 0]$, alors ce diagnostic est rejeté et considéré comme une solution impossible au cas cible B, c'est-à-dire, $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)] = [0, 0]$. A titre d'exemple, en utilisant l'opérateur conjonctif *min*, nous obtenons :

$$N(D_m | B) = \min_{g=1}^G N(D_m | P_g) \tag{4.21}$$

$$\Pi(D_m | B) = \min_{g=1}^G \Pi(D_m | P_g) \tag{4.22}$$

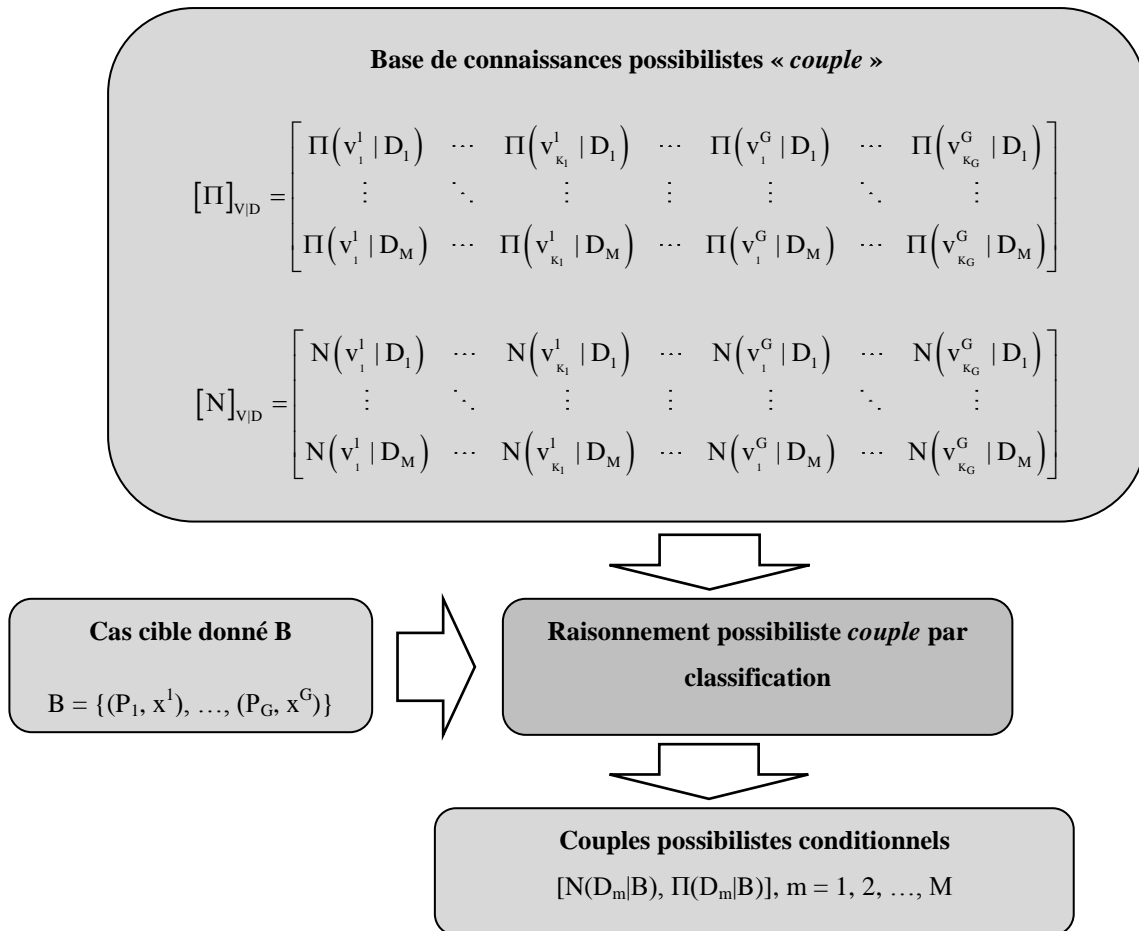


Fig. 4.8 : Raisonnement possibiliste couple par classification

En effet, il est clair que l'estimation du couple possibiliste s'appuie essentiellement sur le couple possibiliste local, $[N(D_m|x^g), \Pi(D_m|x^g)]$, (i.e. plus précisément, des couples possibilistes $[N(D_m|v_n^g), \Pi(D_m|v_n^g)]$, $n \in \{1, 2, \dots, K_g\}$). Néanmoins, le véritable défi réside dans le fait que ce couple n'est pas celui disponible dans la base de connaissances possibilistes. En effet, l'information disponible est le couple possibiliste local $[N(v_n^g|D_m), \Pi(v_n^g|D_m)]$ (c.à.d. le couple possibiliste d'observer une modalité donnée d'un certain paramètre, étant donné le diagnostic D_m). Pour cette raison, la question essentielle qui se pose à ce stade, est :

« Comment calculer le couple possibiliste conditionnel $[N(D_m|v_n^g), \Pi(D_m|v_n^g)]$ étant donné que l'information disponible dans la base de connaissances possibilistes est le couple possibiliste conditionnel, $[N(v_n^g|D_m), \Pi(v_n^g|D_m)]$, $m = 1, 2, \dots, M$, $g = 1, 2, \dots, G$, $n = 1, 2, \dots, K_g$? »

Afin d'apporter une réponse à cette question, nous rappelons la formule de base suivante « $\pi(\mathbf{x}) = \Pi(\{\mathbf{x}\})$ » [44]. En s'appuyant sur cette formule, les trois matrices des possibilités précédemment mentionnées $[\pi]_{V,D}$, $[\pi]_{V|D}$ et $[\pi]_{D|V}$ peuvent être respectivement présentées par trois matrices des mesures de possibilité : $[\Pi]_{V,D}$, $[\Pi]_{V|D}$ et $[\Pi]_{D|V}$.

En suivant la même discussion menée pour le raisonnement *indirect* (permettant de calculer la possibilité conditionnelle $\pi(D_m|v_n^g)$) et selon les deux définitions de la possibilité conditionnelle de *Zadeh* et de *Nguyen*, nous pouvons déduire :

Selon la définition de Zadeh

$$\Pi_{ZA}(D_m | v_n^g) = \Pi(v_n^g | D_m) \quad (4.23)$$

$$N_{ZA}(D_m | v_n^g) = N(v_n^g | D_m) \quad (4.24)$$

Selon la définition de Nguyen

$$\Pi_{NG}(D_m | v_n^g) = \frac{\Pi(v_n^g | D_m)}{G_n} \times H_m \quad (4.25)$$

$$N_{NG}(D_m | v_n^g) = \frac{N(v_n^g | D_m)}{G_n} \times H_m \quad (4.26)$$

Une fois les mesures de nécessité et de possibilité conditionnelles $[N(D_m|v_n^g), \Pi(D_m|v_n^g)]$, $m = 1, 2, \dots, M$ et $g = 1, 2, \dots, G$, sont calculées, le couple possibiliste $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$, $m = 1, 2, \dots, M$, pourra être calculé en appliquant un simple opérateur de fusion conjonctive (i.e. Eq.4.21 Eq.4.22).

4.2.2. Ordonnement et Evaluation

Après avoir calculé les couples $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$, $m = 1, 2, \dots, M$, un filtrage des résultats obtenus est effectué afin d'éliminer les diagnostics ayant le couple possibiliste $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$ qui est égal à $[0, 0]$. Ceci signifie qu'un diagnostic est considéré comme solution potentielle au cas cible B si et seulement si son couple possibiliste correspondant $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$ est différent de $[0, 0]$. Ensuite, une étape d'ordonnement des diagnostics obtenus comme solutions potentielles, est réalisée en fonction d'un critère de décision considéré. A titre d'exemple, en considérant la mesure de possibilité maximale comme critère de décision, si $\Pi(D_j|B) > \Pi(D_m|B) \forall m \neq j$, alors le diagnostic potentiel D_j est considéré comme étant le plus compatible avec le cas B car il possède la mesure de possibilité la plus élevée.

Afin d'évaluer la qualité des résultats obtenus pour un critère de décision donné, nous proposons de mesurer la distance entre les deux diagnostics potentiels les plus vraisemblables. En fonction de cette distance, une bonne décision sera considérée comme celle pour laquelle la distance entre les deux diagnostics potentiels les plus vraisemblables est la plus élevée. Un exemple d'application sera présenté dans le paragraphe suivant.

4.2.3. Application endoscopique

La confrontation entre un cas et un diagnostic, dans le système d'aide au diagnostic proposé, est évaluée dans une application endoscopique comportant deux bases [81] :

- Une base de connaissances intégrant 89 diagnostics décrits par le biais de 33 paramètres ayant 206 modalités. Les relations (diagnostic \Rightarrow modalité) sont associées aux termes linguistiques suivants : $\{\textit{jamais}, \textit{exceptionnel 2}, \textit{exceptionnel 1}, \textit{rare 2}, \textit{rare 1}, \textit{habituel 2}, \textit{habituel 1}, \textit{toujours}\}$.
- Une base de cas comportant 4450 cas de lésions endoscopiques décrites par les mêmes 33 paramètres utilisés dans la base de connaissances. Dans notre étude, chaque lésion représente un cas.

Le système proposé est appliqué pour réaliser, dans un premier temps, la base de connaissances endoscopiques possibilistes, en utilisant l'approche proposée dans le chapitre 2, et ensuite l'exploitation de cette base de connaissances possibilistes afin de réaliser un raisonnement par classification.

Avant d'analyser les résultats de l'approche proposée sur la totalité de la base de cas, nous proposons d'analyser un cas simple où nous nous limitons à trois cas de lésions $\mathbf{B} = \{B_1, B_2, B_3\}$ pour lesquels les diagnostics (i.e. noms de lésions) sont respectivement : *Œsophage normal*, *Lumière dilatée* et *Anneau*. La compatibilité entre chaque cas B_f , $f = 1, 2, 3$, et chaque diagnostic D_m , $m = 1, 2,$

..., 89, *a priori* défini dans la base de connaissances, est estimée par le couple $[N(D_m|B_f), \Pi(D_m|B_f)]$. Comme nous l'avons déjà précisé, un diagnostic est considéré comme une solution potentielle si le couple $[N(D_m|B_f), \Pi(D_m|B_f)]$ est différent de $[0, 0]$.

Nous allons effectuer le raisonnement possibiliste *indirect* et *couple* par classification. Pour chaque type, nous allons présenter les résultats obtenus en considérant la définition de la possibilité conditionnelle de *Zadeh* ainsi que celle de *Nguyen*. Les résultats obtenus sont présentés dans les tableaux suivants :

- Tab.4.1 (resp. Tab.4.4) montre les deux diagnostics potentiels les plus vraisemblables (i.e. les deux premiers diagnostics dans la liste ordonnée) obtenus par le raisonnement possibiliste *direct* et la définition de *Zadeh* (resp. *Nguyen*) ;
- Tab.4.2 (resp. Tab.4.5) montre les deux diagnostics potentiels les plus vraisemblables obtenus par le raisonnement possibiliste *indirect* et la définition de *Zadeh* (resp. *Nguyen*) ;
- Tab.4.3 (resp. Tab.4.6) montre les deux diagnostics potentiels les plus vraisemblables obtenus par le raisonnement possibiliste *couple* et la définition de *Zadeh* (resp. *Nguyen*).

L'ordonnement des diagnostics potentiels dans ces tableaux est réalisé séparément en fonction de la mesure de nécessité conditionnelle $N(D_m|B_f)$, de la mesure de possibilité conditionnelle $\Pi(D_m|B_f)$ et de l'indice de confiance $\text{Ind}(D_m|B_f)$. Ces tableaux montrent aussi la distance, « **Dist.** », représentant notre indice d'évaluation de la qualité de décision prise selon le critère de décision considéré.

Tab. 4.1 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (Directe, Zadeh)

Cas	Diagnostic D_m : $N(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\Pi(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\text{Ind}(D_m B_n)$	Dist.
B₁	D ₁ =Œsophage normal : 0.4	0.4	D ₁ =Œsophage normal : 1	0.4	D ₁ =Œsophage normal : +0.4	0.8
	D ₂ =Œsophagite spot : 0		D ₂ =Œsophagite spot : 0.6		D ₂ =Œsophagite spot : -0.4	
B₂	D ₁ =Lumière dilatée : 0.17	0.17	D ₁ =Lumière dilatée : 1	0.17	D ₁ =Lumière dilatée : +0.17	0.34
	D ₂ =Œsophage opéré : 0		D ₂ =Œsophage opéré : 0.83		D ₂ =Œsophage opéré : -0.17	
B₃	D ₁ =Anneau : 0	0	D ₁ =Anneau : 1	0	D ₁ =Anneau : 0	0
	D ₂ =Diaphragme : 0		D ₂ =Diaphragme : 1		D ₂ =Diaphragme : 0	

Tab. 4.2 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (Indirecte, Zadeh)

Cas	Diagnostic D_m : $N(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\Pi(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\text{Ind}(D_m B_n)$	Dist.
B₁	D ₁ =Œsophage normal : 0.88	0.88	D ₁ =Œsophage normal : 1	0.88	D ₁ =Œsophage normal : +0.88	1.76
	D ₂ =Œsophagite spot : 0		D ₂ =Œsophagite spot : 0.12		D ₂ =Œsophagite spot : -0.88	
B₂	D ₁ =Lumière dilatée : 1	1	D ₁ =Lumière dilatée : 1	1	D ₁ =Lumière dilatée : +1	2
B₃	D ₁ =Anneau : 0.68	0.68	D ₁ =Anneau : 1	0.69	D ₁ =Anneau : +0.68	1.37
	D ₂ =Diaphragme : 0		D ₂ =Diaphragme : 0.31		D ₂ =Diaphragme : -0.69	

Tab. 4.3 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (Couple, Zadeh)

Cas	Diagnostic D_m : $N(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\Pi(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\text{Ind}(D_m B_n)$	Dist.
B₁	D ₁ =Œsophage normal : 0.91	0.29	D ₁ =Œsophage normal : 1	0	D ₁ =Œsophage normal : +0.91	0.29
	D ₂ =Œsophagite spot : 0.62		D ₂ =Œsophagite spot : 1		D ₂ =Œsophagite spot : +0.62	
B₂	D ₁ =Lumière dilatée : 0.75	0.75	D ₁ =Lumière dilatée : 1	1	D ₁ =Lumière dilatée : +0.75	0.75
B₃	D ₁ =Anneau : 0.78	0.36	D ₁ =Anneau : 1	0	D ₁ =Anneau : + 0.78	0.36
	D ₂ =Diaphragme : 0.42		D ₂ =Diaphragme : 1		D ₂ =Diaphragme : -+0.42	

Tab. 4.4 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (Directe, Nguyen)

Cas	Diagnostic D_m : $N(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\Pi(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\text{Ind}(D_m B_n)$	Dist.
B₁	D ₁ =Œsophage normal : 0.4	0.4	D ₁ =Œsophage normal : 1	0.4	D ₁ =Œsophage normal : +0.4	0.8
	D ₂ =Œsophagite spot : 0		D ₂ =Œsophagite spot : 0.6		D ₂ =Œsophagite spot : -0.4	
B₂	D ₁ =Lumière dilatée : 0.17	0.17	D ₁ =Lumière dilatée : 1	0.17	D ₁ =Lumière dilatée : +0.17	0.34
	D ₂ =Œsophage opéré : 0		D ₂ =Œsophage opéré : 0.83		D ₂ =Œsophage opéré : -0.17	
B₃	D ₁ =Anneau : 0	0	D ₁ =Anneau : 1	0	D ₁ =Anneau : 0	0
	D ₂ =Diaphragme : 0		D ₂ =Diaphragme : 1		D ₂ =Diaphragme : 0	

Tab. 4.5 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (Indirecte, Nguyen)

Cas	Diagnostic D_m : $N(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\Pi(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\text{Ind}(D_m B_n)$	Dist.
B₁	D ₁ =Œsophage normal : 0.88	0.88	D ₁ =Œsophage normal : 1	0.88	D ₁ =Œsophage normal : +0.88	1.76
	D ₂ =Œsophagite spot : 0		D ₂ =Œsophagite spot : 0.12		D ₂ =Œsophagite spot : -0.88	
B₂	D ₁ =Lumière dilatée : 1	1	D ₁ =Lumière dilatée : 1	1	D ₁ =Lumière dilatée : +1	2
B₃	D ₁ =Anneau : 0.68	0.68	D ₁ =Anneau : 1	0.69	D ₁ =Anneau : + 0.68	1.37
	D ₂ =Diaphragme : 0		D ₂ =Diaphragme : 0.31		D ₂ =Diaphragme : - 0.69	

Tab. 4.6 : Diagnostics potentiels de l'ensemble B (Couple, Nguyen)

Cas	Diagnostic D_m : $N(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\Pi(D_m B_n)$	Dist.	Diagnostic D_m : $\text{Ind}(D_m B_n)$	Dist.
B₁	D ₁ =Œsophage normal : 0.88	0.32	D ₁ =Œsophage normal : 1	0	D ₁ =Œsophage normal : +0.88	0.32
	D ₂ =Œsophagite spot : 0.56		D ₂ =Œsophagite spot : 1		D ₂ =Œsophagite spot : +0.56	
B₂	D ₁ =Lumière dilatée : 0.75	0.75	D ₁ =Lumière dilatée : 1	1	D ₁ =Lumière dilatée : +0.75	0.75
B₃	D ₁ =Anneau : 0.71	0.33	D ₁ =Anneau : 1	0	D ₁ =Anneau : + 0.71	0.33
	D ₂ =Diaphragme : 0.38		D ₂ =Diaphragme : 1		D ₂ =Diaphragme : +0.38	

Pour faciliter la comparaison et l'analyse des résultats présentés dans ces tableaux, nous avons réalisé une représentation graphique dans les deux figures 4.9 et 4.10. La figure 4.9 (resp. 4.10) montre une représentation des indices de confiance (définis sur l'intervalle $[-1, +1]$) ainsi que la distance, **Dist.**, (définie sur l'intervalle $[0, 2]$) des diagnostics potentiels du cas B₁ obtenus par les trois approches (*directe*, *indirecte* et *couple*) en considérant la définition de la possibiliste conditionnelle de Zadeh (resp. de Nguyen). Les deux diagnostics potentiels les plus vraisemblables obtenus par chaque

approche sont présentés d'une même couleur (i.e. les couleurs violet, vert et bleu représentent respectivement les diagnostics potentiels obtenus par l'approche *directe*, *indirecte* et *couple*).

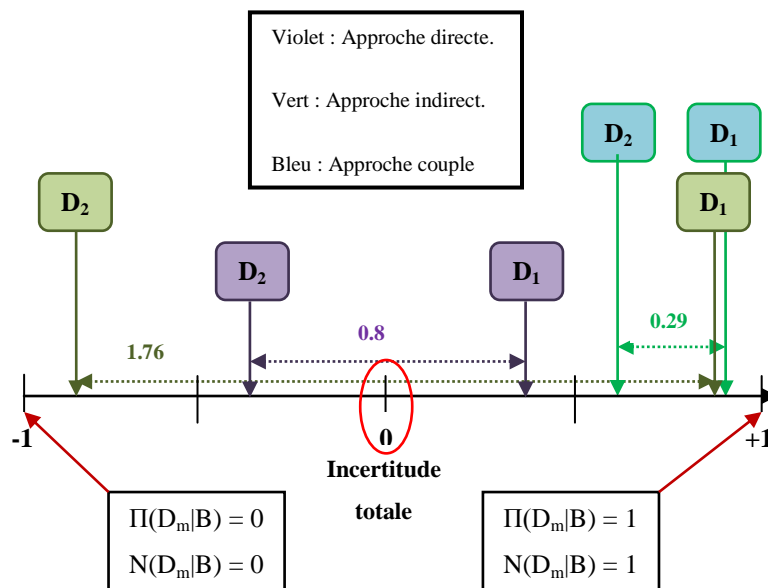


Fig. 4.9 : Représentation graphique de l'indice de confiance des diagnostics potentiels du cas B_1 selon les trois approches (Zadeh)

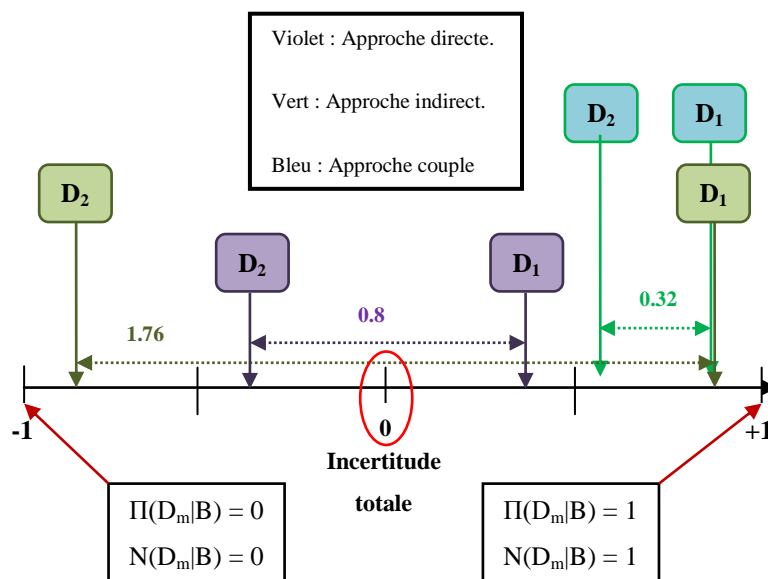


Fig. 4.10 : Représentation graphique de l'indice de confiance des diagnostics potentiels du cas B_1 , selon les trois approches (Nguyen)

En analysant les tableaux 4.1, 4.2, 4.3 et la figure 4.9 qui représentent les résultats obtenus par les trois approches et utilisant la définition de la possibilité conditionnelle de Zadeh, nous remarquons que :

En termes d'ordonnancement des diagnostics potentiels :

- Pour le cas B_1 , les trois approches ont donné le vrai diagnostic (i.e. le diagnostic du cas étudié) comme première solution potentielle, et ceci quelque soit le critère de décision utilisé.
- Pour le cas B_2 , les deux approches *indirecte* et *couple* ont donné le vrai diagnostic comme solution potentielle unique, et ceci quelque soit le critère de décision utilisé, tandis que l'approche directe a donné un diagnostic supplémentaire comme deuxième solution proposée, et ceci quelque soit le critère de décision utilisé.
- Pour le cas B_3 , les deux approches *indirecte* et *couple* ont donné le vrai diagnostic comme première solution potentielle, et ceci quelque soit le critère de décision utilisé, tandis que l'approche directe a donné les deux premiers diagnostics potentiels comme solutions proposées avec le même degré de compatibilité, et ceci quelque soit le critère de décision utilisé.

En termes de qualité de décision :

- Pour les trois cas, la distance entre les deux diagnostics potentiels est plus élevée dans l'approche *indirecte* par rapport à celle obtenue par les approches *directe* et *couple*, et ceci quelque soit le critère de décision utilisé.
- L'approche *indirecte* ne peut pas distinguer entre les deux diagnostics proposés pour le cas B_3 et ceci quelque soit le critère de décision utilisé.
- L'approche *couple* ne peut pas distinguer entre les deux diagnostics proposés quand le critère de décision considéré est celui de la mesure de possibilité maximale.

Ce qui signifie que la discrimination entre les solutions potentielles est plus « aisée » dans l'approche *indirecte*, et par conséquent, la qualité de la décision attendue est supérieure.

En réalisant la même analyse sur les tableaux 4.4, 4.5, 4.6 et la figure 4.10 qui représentent les résultats obtenus par les trois approches en utilisant la définition de *Nguyen*, nous remarquons que l'exploitation de la définition de *Nguyen* à la place de celle de *Zadeh* n'affecte pas les résultats obtenus par les trois approches en termes d'ordonnancement des diagnostics potentiels et de qualité de décision, et ceci quelque soit le critère de décision utilisé.

L'exemple présenté dans ce paragraphe avait pour objectif d'illustrer les différents concepts présentés dans les paragraphes précédents. Les résultats de validation sur l'ensemble des cas seront détaillés dans le chapitre suivant.

4.3. Confrontation entre cas

La confrontation entre cas représente le contexte de diagnostic médical dans lequel une comparaison entre un cas cible donné (dont le diagnostic est inconnu) et un cas (diagnostiqué) stocké dans la base de cas, est effectuée afin de déterminer le degré de compatibilité, de ressemblance ou de similarité entre ces deux cas, et donc obtenir les cas similaires au cas cible considéré. Ce contexte tombe sous le mode de raisonnement par similarité (raisonnement à base de cas) ayant pour objectif de fournir au médecin une liste des cas les plus similaires au cas cible considéré, ordonnés en fonction du degré le plus élevé de compatibilité. Ensuite, le médecin peut exploiter les solutions associées aux cas similaires afin de déterminer la solution adéquate (diagnostic) pour le cas cible.

4.3.1. Raisonnement possibiliste par similarité

D'une façon similaire à la discussion liée au raisonnement possibiliste par classification, nous allons discuter le raisonnement possibiliste par similarité en utilisant les deux modèles possibilistes proposés (*indirect* et *couple*). Considérons le contexte d'application suivant dans lequel nous disposons de :

- Une base de connaissances possibilistes contenant un ensemble de diagnostics $\mathbf{D} = \{D_1, D_2, \dots, D_M\}$, où chaque diagnostic D_m dans cette base est représenté par le modèle *indirect* (Eq.4.1) ou par le modèle *couple* (Eq.4.2) ;
- Une base de N cas $\mathbf{B} = \{B_1, B_2, \dots, B_N\}$;
- Un ensemble de G paramètres $\mathbf{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_G\}$ utilisés pour décrire les diagnostics ainsi que les cas ;
- Un ensemble de K_g modalités possibles $\mathbf{V}_g = \{v_1^g, v_2^g, \dots, v_{K_g}^g\}$ pour chaque paramètre P_g , $g = 1, 2, \dots, G$;
- Un « tableau de compatibilité » entre les différentes modalités d'un paramètre donné. Les éléments contenus dans ce tableau représentent des termes linguistiques (comme *similaire*, *peu similaire*, *identique*, etc.) affectés par le médecin afin de décrire la compatibilité entre deux modalités du même paramètre. A titre d'exemple, la compatibilité entre les trois modalités $\{v_1, v_2, v_3\}$ possibles d'un paramètre P_g , est donné par le tableau 4.7 :

Tab. 4.7 : Tableau de compatibilité entre les modalités de P_g réalisé par le médecin

		P_g		
		v_1^g	v_2^g	v_3^g
P_g	v_1^g	<i>identique</i>	<i>peu similaire</i>	<i>dissimilaire</i>
	v_2^g	<i>peu similaire</i>	<i>identique</i>	<i>dissimilaire</i>
	v_3^g	<i>dissimilaire</i>	<i>dissimilaire</i>	<i>identique</i>

Dans notre approche possibiliste et afin d'exploiter ce tableau, nous allons modéliser chaque terme linguistique par une valeur de possibilité (si le modèle de la base de connaissances est *indirect*) ou par un couple de mesures de possibilité et de nécessité conditionnelles (si le modèle de la base de connaissances est *couple*). Dans la suite, nous l'appellerons tableau de compatibilité *indirect* et tableau de compatibilité *couple*.

Chaque cas B_n , $n = 1, 2, \dots, N$, de la base de cas est représenté dans la base par :

$$B_n = \left\{ \left(P_g, x^{g,n} \right), D^n \right\} \quad (4.27)$$

où, $x^{g,n}$ représente la modalité observée du paramètre P_g tel que $x^{g,n} \in V_g \cup \{0\}$, $g = 1, 2, \dots, G$ et $D^n \in \mathbf{D}$ représente le diagnostic associé au cas B_n .

Un cas cible B (décrit par le même ensemble de paramètres \mathbf{P}) est représenté par :

$$B = \left\{ \left(P_g, x^g \right); g = 1, \dots, G; x^g \in V_g \cup \{0\} \right\} \quad (4.28)$$

Le raisonnement par similarité consiste à comparer ce cas B avec chaque cas B_n , $n = 1, 2, \dots, N$, contenu dans la base de cas. Dans le raisonnement possibiliste proposé, cette comparaison est réalisée par l'estimation de deux mesures possibilistes : la mesure de nécessité et de possibilité conditionnelles respectivement $[N(B_n|B), \Pi(B_n|B)]$. La mesure de possibilité conditionnelle signifie à quel degré le cas B_n est compatible (similaire) au cas B et la mesure de nécessité conditionnelle signifie à quel degré cette compatibilité est certaine. Dans ce qui suit, nous allons discuter de l'estimation de ce couple possibiliste dans les deux cas : le raisonnement possibiliste *indirect* et le raisonnement possibiliste *couple*.

4.3.1.1. Raisonnement possibiliste « indirect » par similarité

Le schéma général du raisonnement possibiliste « *indirect* » par similarité est donné dans la figure 4.11. Dans ce schéma, le cas cible B est comparé avec chaque cas de la base. Notre approche propose d'évaluer la compatibilité entre deux cas en exploitant les connaissances possibilistes de la base de connaissances *indirecte* dans laquelle le diagnostic est représenté par le modèle *indirect* présenté par (Eq.4.1).

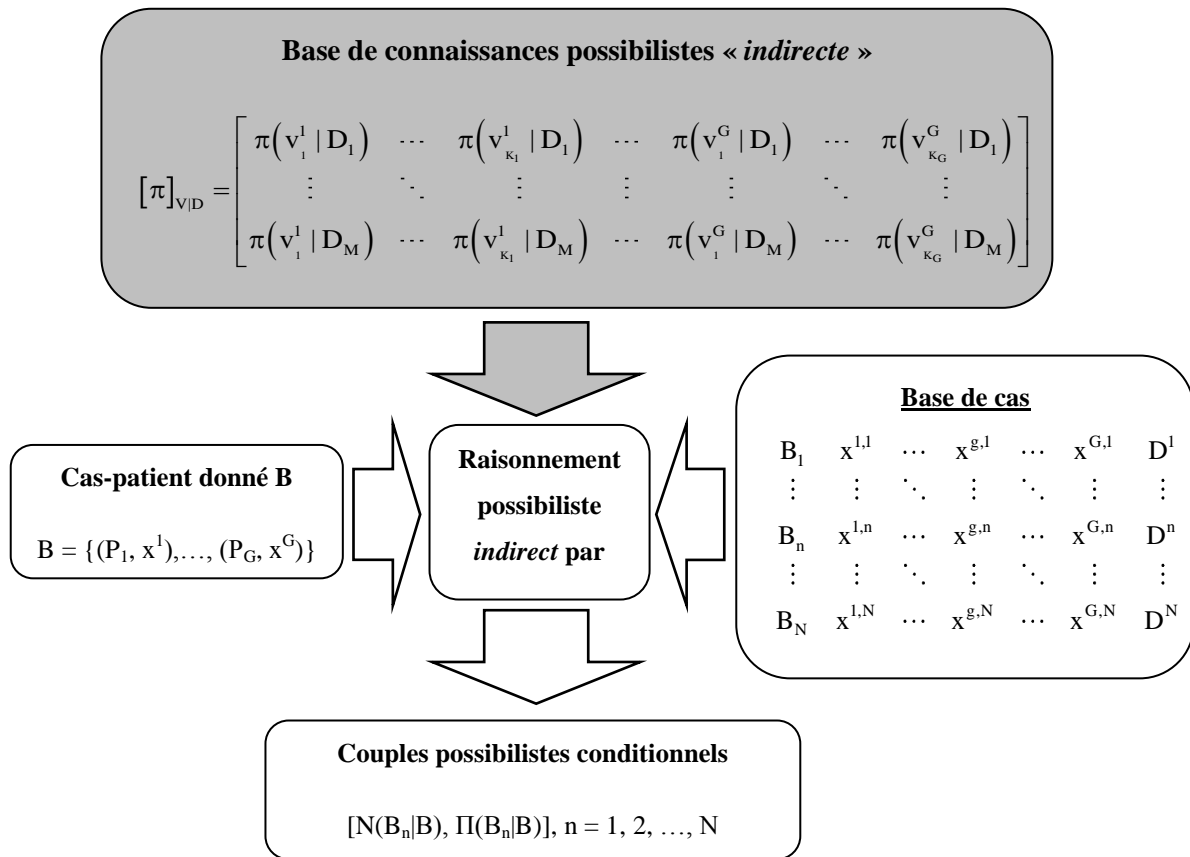


Fig. 4.11 : Raisonnement possibiliste indirect par similarité

L'estimation des deux mesures de similarité $[N(B_n|B), \Pi(B_n|B)]$, est réalisée en effectuant les étapes suivantes :

- Extraction (pour chaque paramètre, $P_g, g = 1, 2, \dots, G$) de la possibilité de compatibilité entre les deux modalités $x^{g,n}$ (issue du cas B_n), x^g (issue du cas B), $\pi(P_g = x^{g,n} | P_g = x^g)$ ($n = 1, 2, \dots, N$) à partir du tableau *indirect* de compatibilité entre les modalités du paramètre P_g (i.e. Tab.4.7). Si le paramètre, P_g , n'est pas observé (i.e. donnée manquante) dans au moins un des deux cas (B_n ou B), alors, nous considérons la valeur de possibilité de compatibilité pour le paramètre P_g égale à l'unité, c'est-à-dire, $\pi(P_g = x^{g,n} | P_g = 0) = \pi(P_g = 0 | x^g) = \pi(P_g = 0 | P_g = 0) = 1$;
- Estimation des deux possibilités conditionnelles $\pi(D^n|x^{g,n})$ et $\pi(D^n|x^g)$, où D^n représente le diagnostic associé au cas B_n . En effet, ces deux possibilistes peuvent être estimées (comme nous l'avons déjà présenté en utilisant la définition de la possibilité conditionnelle proposée par *Zadeh* ou celle proposée par *Nguyen*) à partir des possibilités conditionnelles $\pi(x^{g,n}|D^n)$ et $\pi(x^g|D^n)$, qui sont disponibles dans la base de connaissances possibilistes *indirecte* ;

- Estimation de la possibilité conditionnelle locale (au niveau d'un paramètre) $\pi_g(B_n|B)$ ($g = 1, 2, \dots, G$) en fusionnant les trois valeurs de possibilités suivantes : $\pi(D^n|x^{g,n})$, $\pi(D^n|x^g)$ et $\pi(x^{g,n}|x^g)$. Pour l'opérateur conjonctif *min* par exemple, la fusion est donnée par :

$$\pi_g(B_n|B) = \min \left[\pi(D^n|x^{g,n}), \pi(D^n|x^g), \pi(x^{g,n}|x^g) \right] \quad (4.29)$$

Le choix de la fusion conjonctive est justifié comme suit :

- Le cas B_n est impossible d'être similaire au cas cible B , c'est-à-dire, $\pi(B_n|B) = 0$, s'il y a au moins un paramètre observé comme $x^{g,n}$ dans B_n et x^g dans B où ces deux modalités n'ont aucune similarité, c'est-à-dire, $\pi_g(B_n|B) = 0$.
- La similarité locale (au niveau d'un paramètre) est impossible, c'est-à-dire, $\pi_g(B_n|B) = 0$, s'il y a au moins un paramètre observé comme $x^{g,n}$ dans B_n et x^g dans B où ces deux modalités n'ont aucune similarité, c'est-à-dire, $\pi(P_g = x^{g,n} | P_g = x^g) = 0$.
- « D^n » est le diagnostic associé au cas B_n : cette phrase signifie que la valeur de possibilité de la modalité $x^{g,n}$, sachant que le diagnostic D^n soit réalisé, $\pi(D^n|x^{g,n})$ est strictement supérieure à 'zéro', c'est-à-dire : $\pi(D^n|x^{g,n}) > 0$, sinon, D^n est considéré comme impossible d'être le diagnostic associé au cas B_n .
- Nous proposons que le diagnostic du cas B soit le diagnostic D^n . Cette proposition (selon l'étape précédente) nous permet d'avoir la conclusion suivante : $\pi(D^n|x^g) > 0$.

Selon ces quatre points, nous concluons pour que les deux cas B_n et B soient similaires, au niveau d'un paramètre, il faut que les trois valeurs $\pi(x^{g,n}|x^g)$, $\pi(D^n|x^{g,n})$ et $\pi(D^n|x^g)$ soient différentes de zéro, sinon, la similarité entre les deux cas va être zéro. Ceci signifie que s'il y a au moins une de ces trois valeurs qui est égale à zéro, alors la similarité est forcée à zéro. On peut représenter les cas possibles de la similarité en fonction des cas possibles pour ces trois valeurs par le tableau 4.8 :

Tab. 4.8 : Similarité en fonction de $\pi(x^{g,n}|x^g)$, $\pi(D^n|x^{g,n})$ et $\pi(D^n|x^g)$

$\pi(x^{g,n} x^g)$	$\pi(D^n x^{g,n})$	$\pi(D^n x^g)$	$\pi_g(B_n B)$
$\in]0, 1]$	0	0	0
$\in]0, 1]$	0	$\in]0, 1]$	0
$\in]0, 1]$	$\in]0, 1]$	0	0
$\in]0, 1]$	$\in]0, 1]$	$\in]0, 1]$	$\in]0, 1]$

En effet, le type de fusion qui vérifie ce tableau est la *fusion conjonctive*.

- Estimation de la possibilité conditionnelle « globale », c'est-à-dire au niveau de l'ensemble de tous les paramètres, $\pi(B_n|B)$, $n = 1, 2, \dots, N$, en effectuant la fusion conjonctive des possibilités conditionnelles locales (au niveau d'un paramètre). En effet, le choix du type conjonctif de la fusion est justifié par le fait que si le cas B_n est impossible à se produire comme cas similaire (au moins pour un paramètre c'est-à-dire, $\pi_g(B_n|B) = 0$), alors ce cas B_n , est rejeté et considéré comme une solution impossible au cas cible B , c'est-à-dire, $\pi(B_n|B) = 0$. A titre d'exemple, en utilisant l'opérateur conjonctif *min*, nous obtenons :

$$\pi(B_n | B) = \min_{g=1}^G \pi_g(B_n | B) \quad (4.30)$$

A l'issue de cette étape, nous obtenons la distribution de possibilité définie sur l'ensemble de cas : $\{\pi(B_1|B), \pi(B_2|B), \dots, \pi(B_N|B)\}$;

- Calcul du couple possibiliste global $[N(B_n|B), \Pi(B_n|B)]$, $n = 1, 2, \dots, N$, à partir de la distribution de possibilité $\pi(B_n|B)$, $n = 1, 2, \dots, N$, (estimée dans l'étape précédente) en appliquant les deux formules suivantes :

$$\Pi(B_n | B) = \max_{k=n} (\pi(B_k | B)) = \pi(B_n | B) \quad (4.31)$$

$$N(B_n | B) = 1 - \Pi(\overline{B_n} | B) = 1 - \max_{\substack{k=1 \\ k \neq n}}^N \pi(B_k | B) \quad (4.32)$$

4.3.1.2. Raisonnement possibiliste « couple » par similarité

Le schéma général du raisonnement possibiliste « couple » par similarité est donné dans la figure 4.12. Dans ce schéma, le cas cible B est comparé avec chaque cas dans la base de cas.

Notre approche propose l'évaluation de la compatibilité (la similarité) entre deux cas en exploitant les connaissances possibilistes de la base de connaissances *couple* dans laquelle le diagnostic est représenté par le modèle *couple* présenté par (Eq.4.2).

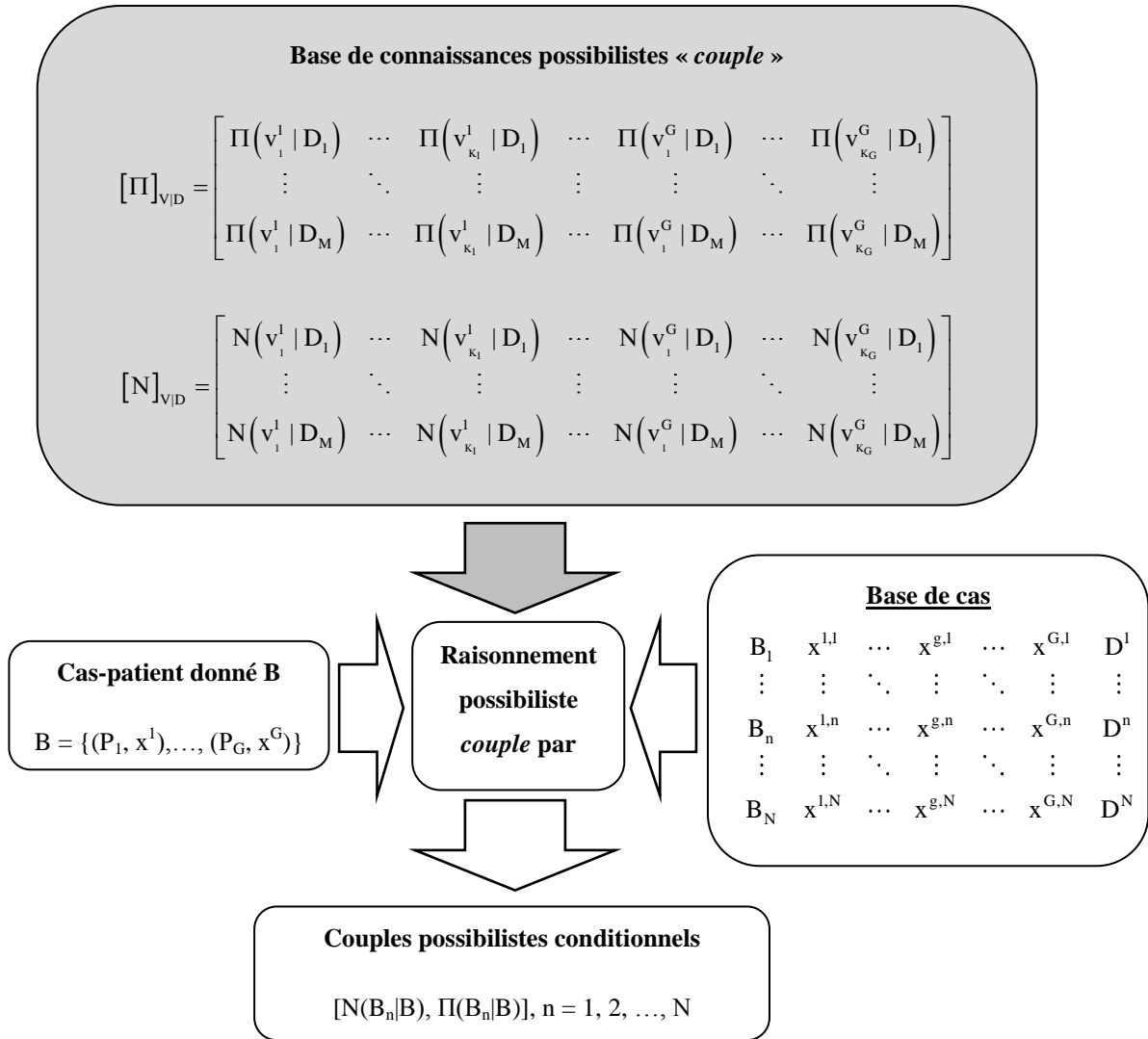


Fig. 4.12 : Raisonnement possibiliste couple par similarité

L'estimation des deux mesures de similarité $[N(B_n|B), \Pi(B_n|B)]$ est réalisée en appliquant les mêmes étapes effectuées dans le raisonnement possibiliste *indirect* par similarité, tout en remplaçant la possibilité par le couple possibiliste comportant la mesure de possibilité et de nécessité conditionnelles comme montrent les étapes suivantes :

- Extraction (pour chaque paramètre, $P_g, g = 1, 2, \dots, G$) du couple possibiliste de compatibilité entre les deux modalités $x^{g,n}$ (issue du cas B_n), x^g (issue du cas B), $[N(P_g = x^{g,n} | P_g = x^g), \Pi(P_g = x^{g,n} | P_g = x^g)], n = 1, 2, \dots, N$, à partir du tableau *couple* de compatibilité entre les modalités du paramètre P_g . Si le paramètre, P_g , n'est pas observé (i.e. donnée manquante) dans au moins un des deux cas (B_n ou B), alors, nous considérons le couple de compatibilité pour le paramètre P_g égal à l'unité, c'est-à-dire, $[N(P_g = x^{g,n} | P_g = 0), \Pi(P_g = x^{g,n} | P_g = 0)] = [N(P_g = 0 | P_g = x^g), \Pi(P_g = 0 | P_g = x^g)] = [N(P_g = 0 | P_g = 0), \Pi(P_g = 0 | P_g = 0)] = [1, 1]$;

- Estimation des deux couples possibilistes conditionnels $[N(D^n|x^{g,n}), \Pi(D^n|x^{g,n})]$ et $[N(D^n|x^g), \Pi(D^n|x^g)]$, où D^n représente le diagnostic associé au cas B_n . En effet, ces deux couples possibilistes peuvent être estimés (comme nous l'avons déjà présenté en utilisant la définition de la possibilité conditionnelle proposée par *Zadeh* ou celle proposée par *Nguyen*) à partir des couples possibilistes conditionnels $[N(x^{g,n}|D^n), \Pi(x^{g,n}|D^n)]$ et $[N(x^g|D^n), \Pi(x^g|D^n)]$ qui sont disponibles dans la base de connaissances possibilistes *couple* ;
- Estimation du couple possibiliste local (au niveau d'un paramètre) $[N_g(B_n|B), \Pi_g(B_n|B)]$, $g = 1, 2, \dots, G$, en fusionnant les trois couples possibilistes suivants : $[N(D^n|x^{g,n}), \Pi(D^n|x^{g,n})]$, $[N(D^n|x^g), \Pi(D^n|x^g)]$ et $[N(x^{g,n}|x^g), \Pi(x^{g,n}|x^g)]$. Pour l'opérateur conjonctif *min* par exemple, la fusion est donnée par :

$$N_g(B_n | B) = \min \left[N(D^n | x^{g,n}), N(D^n | x^g), N(x^{g,n} | x^g) \right] \quad (4.33)$$

$$\Pi_g(B_n | B) = \min \left[\Pi(D^n | x^{g,n}), \Pi(D^n | x^g), \Pi(x^{g,n} | x^g) \right] \quad (4.34)$$

La justification de l'utilisation de la fusion conjonctive peut être réalisée de la même façon présentée dans le raisonnement possibiliste *indirect*.

- Estimation du couple possibiliste « global », c'est-à-dire, au niveau de l'ensemble de tous les paramètres, $[N(B_n|B), \Pi(B_n|B)]$, $n = 1, 2, \dots, N$, en effectuant la fusion conjonctive des couples possibilistes conditionnels locaux (au niveau d'un paramètre). En effet, le choix du type conjonctif de la fusion est justifié par le fait que si le cas B_n est impossible à se produire comme cas similaire au moins pour un paramètre c'est-à-dire, $[N_g(B_n|B), \Pi_g(B_n|B)] = [0, 0]$, alors ce cas B_n , est rejeté et considéré comme une solution impossible au cas cible B , c'est-à-dire, $[N(B_n|B), \Pi(B_n|B)] = [0, 0]$. A titre d'exemple, en utilisant l'opérateur conjonctif *min*, nous obtenons :

$$N(B_n | B) = \min_{g=1}^G N_g(B_n | B) \quad (4.35)$$

$$\Pi(B_n | B) = \min_{g=1}^G \Pi_g(B_n | B) \quad (4.36)$$

Cette étape aboutira à la distribution des couples possibilistes conditionnels globaux : $\{[N(B_1|B), \Pi(B_1|B)], [N(B_2|B), \Pi(B_2|B)], \dots, [N(B_N|B), \Pi(B_N|B)]\}$.

4.3.2. Ordonnement des cas similaires

Une fois les couples $[N(B_n|B), \Pi(B_n|B)]$, $n = 1, \dots, N$, conditionnellement à un cas cible B , sont calculés, un filtrage des résultats obtenus est effectué afin d'éliminer chaque cas ayant le couple possibiliste $[N(B_n|B), \Pi(B_n|B)]$ qui est égal à $[0, 0]$. Ensuite, une étape d'ordonnement des cas similaires obtenus comme solutions potentielles en fonction d'un des critères de décision, est réalisée.

A titre d'exemple, en fonction de la mesure de possibilité maximale comme critère de décision considéré, si $\Pi(B_k|B) > \Pi(B_n|B) \forall n \neq k$, alors nous considérons que le cas potentiel B_k est le plus compatible (similaire) avec le cas B , car il a la mesure de possibilité la plus élevée.

4.3.3. Application endoscopique

La confrontation entre deux cas, dans le système d'aide au diagnostic proposé, est évaluée sur l'application endoscopique comportant deux bases qui sont déjà présentées dans le paragraphe 4.2.3. Les relations (modalité – modalité) sont associées aux termes linguistiques suivants : $\{\textit{dissimilaire, peu similaire, similaire, très similaire, identique}\}$.

L'application du système proposé pour réaliser un raisonnement possibiliste *indirect* et *couple* par similarité comprend :

- La construction d'une base de connaissances endoscopiques possibilistes *indirecte* ou *couple* en utilisant l'algorithme proposé par notre approche ;
- La représentation de chaque terme linguistique décrivant la relation (modalité – modalité) par une valeur de possibilité (si le modèle utilisé est le modèle *indirect*) ou par un couple possibiliste de deux mesures de nécessité et de possibilité conditionnelles (si le modèle utilisé est le modèle *couple*) ;
- L'exploitation de la base de connaissances possibilistes ainsi que la représentation possibiliste de la compatibilité entre les modalités afin de réaliser le raisonnement possibiliste par similarité.

Afin d'évaluer l'efficacité de l'approche proposée en termes de qualité des résultats obtenus, ainsi que de l'intérêt d'utilisation de l'indice de confiance (comme outil discriminant entre les cas similaires en aidant une représentation graphique des résultats), nous proposons de réaliser l'expérience suivante :

Considérons une base de cas $\mathbf{SB} = \{B_n, n = 1, 2, \dots, 89\}$ contenant 89 cas (lésions endoscopiques) appartenant aux 89 diagnostics différents ; un ensemble de trois cas cibles $\mathbf{X} = \{X_1, X_2, X_3\}$ appartenant respectivement aux diagnostics suivants $\{\textit{Œsophage normal, Endobrachyoesophage circulaire, Duodénum normal bulbe}\}$. Dans cette expérience, nous appliquons l'approche proposée de raisonnement par similarité afin d'extraire de l'ensemble \mathbf{SB} les cas similaires pour chaque cas de l'ensemble \mathbf{X} . La similarité (représentée par l'indice de confiance) entre deux cas sera calculée selon l'algorithme proposé de raisonnement possibiliste par similarité. Les résultats obtenus sont donnés dans les tableaux suivants :

- Tab.4.9 : présente les résultats obtenus par l'approche *classique* de raisonnement possibiliste par similarité (i.e. le calcul de la similarité entre deux cas est réalisé sans exploiter la base de connaissances possibilistes) ;

- Tab.4.10 (resp. Tab.4.11) : présente les résultats obtenus par l'approche *indirecte* (resp. *couple*) proposée en utilisant la définition de la possibilité conditionnelle de *Zadeh* ;
- Tab.4.12 (resp. Tab.4.13) : présente les résultats obtenus par l'approche *indirecte* (resp. *couple*) proposée en utilisant la définition de la possibilité conditionnelle de *Nguyen*.

Chaque tableau montre les cas similaires à chacun des trois cas de l'ensemble **X**, leurs mesures de nécessité et de possibilité ainsi que leurs indices de confiance. Les cas similaires sont ordonnés pour chaque cas, en fonction de la valeur de l'indice de confiance comme critère de décision.

Tab. 4.9 : Cas similaires de l'ensemble X selon le raisonnement possibiliste classique

Cas	Diagnostic de cas	Cas similaires			
		Diagnostic de cas similaire	$[N(B_n X_i), \Pi(B_n X_i)]$	$Ind(B_n X_i)$	
X ₁	Œsophage normal	Œsophage normal	[0.1,1]	+0.1	Chacun des cas restants a le couple $[N, \Pi] = [0,0]$, donnant $Ind = -1$
		Œsophage opéré	[0,0.93]	-0.07	
		Estomac normal	[0,0.84]	-0.14	
X ₂	Endobrachyoesophage circulaire	Œsophage opéré	[0.01,1]	-0.3	
		Hernie hiatale	[0,0.98]	-0.02	
		Endobrachyoesophage circulaire	[0,0.96]	-0.04	
		Ulcère	[0,0.8]	-0.2	
		
X ₃	Duodénum normal bulbe	Duodénum normal bulbe	[0.1,1]	+0.1	
		Cicatrice	[0,0.89]	-0.11	
		Duodénum normal	[0,0.87]	-0.13	
		

Tab. 4.10 : Cas similaires de l'ensemble X obtenus par l'approche indirecte selon Zadeh

Cas	Diagnostic de cas	Cas similaires			
		Diagnostic de cas similaire	$[N(B_n X_i), \Pi(B_n X_i)]$	$Ind(B_n X_i)$	
X ₁	Œsophage normal	Œsophage normal	[1,1]	+1	Chacun des cas restants a le couple $[N, \Pi] = [0,0]$, donnant $Ind = -1$
X ₂	Endobrachyoesophage circulaire	Endobrachyoesophage circulaire	[0.13,1]	+0.13	
		Œsophage opéré	[0,0.87]	-0.13	
		Ulcère	[0,0.7]	-0.3	
X ₃	Duodénum normal bulbe	Duodénum normal bulbe	[1,1]	+1	

Tab. 4.11 : Cas similaires de l'ensemble X selon l'approche *couple* selon Zadeh

Cas	Diagnostic de cas	Cas similaires			
		Diagnostic de cas similaire	$[N(B_n X_i), \Pi(B_n X_i)]$	$Ind(B_n X_i)$	
X ₁	Œsophage normal	Œsophage normal	[0.74,1]	+0.74	Chacun des cas restants a le couple $[N, \Pi] = [0,0]$, donnant $Ind = -1$
X ₂	Endobrachyoœsophage circulaire	Endobrachyoœsophage circulaire	[0.7,1]	+0.7	
		Œsophage opéré	[0.54,1]	+0.54	
		Ulcère	[0.53,1]	+0.53	
X ₃	Duodénum normal bulbe	Duodénum normal bulbe	[0.8,1]	+0.8	

Tab. 4.12 : Cas similaires de l'ensemble X obtenus par l'approche *indirecte* selon Nguyen

Cas	Diagnostic de cas	Cas similaires			
		Diagnostic de cas similaire	$[N(B_n X_i), \Pi(B_n X_i)]$	$Ind(B_n X_i)$	
X ₁	Œsophage normal	Œsophage normal	[1,1]	+1	Chacun des cas restants a le couple $[N, \Pi] = [0,0]$, donnant $Ind = -1$
X ₂	Endobrachyoœsophage circulaire	Endobrachyoœsophage circulaire	[0.13,1]	+0.13	
		Œsophage opéré	[0,0.87]	-0.13	
		Ulcère	[0,0.7]	-0.3	
X ₃	Duodénum normal bulbe	Duodénum normal bulbe	[1,1]	+1	

Tab. 4.13 : Cas similaires de l'ensemble X selon l'approche *couple* selon Nguyen

Cas	Diagnostic de cas	Cas similaires			
		Diagnostic de cas similaire	$[N(B_n X_i), \Pi(B_n X_i)]$	$Ind(B_n X_i)$	
X ₁	Œsophage normal	Œsophage normal	[0.72,1]	+0.72	Chacun des cas restants a le couple $[N, \Pi] = [0,0]$, donnant $Ind = -1$
X ₂	Endobrachyoœsophage circulaire	Endobrachyoœsophage circulaire	[0.66,1]	+0.66	
		Œsophage opéré	[0.49,1]	+0.49	
		Ulcère	[0.48,1]	+0.48	
X ₃	Duodénum normal bulbe	Duodénum normal bulbe	[0.76,1]	+0.76	

Pour faciliter la comparaison et l'analyse des résultats obtenus (résumés dans les tableaux précédents), nous les illustrons avec une représentation graphique. A titre d'exemple, les résultats correspondant au cas X₂ (i.e. cas similaires) sont graphiquement représentés sur la figure 4.13 pour l'approche *classique*, la figure 4.14 (resp. 4.16) pour l'approche *indirecte* selon Zadeh (resp. selon Nguyen), et la figure 4.15 (resp. 4.17) pour l'approche *couple* selon Zadeh (resp. selon Nguyen).

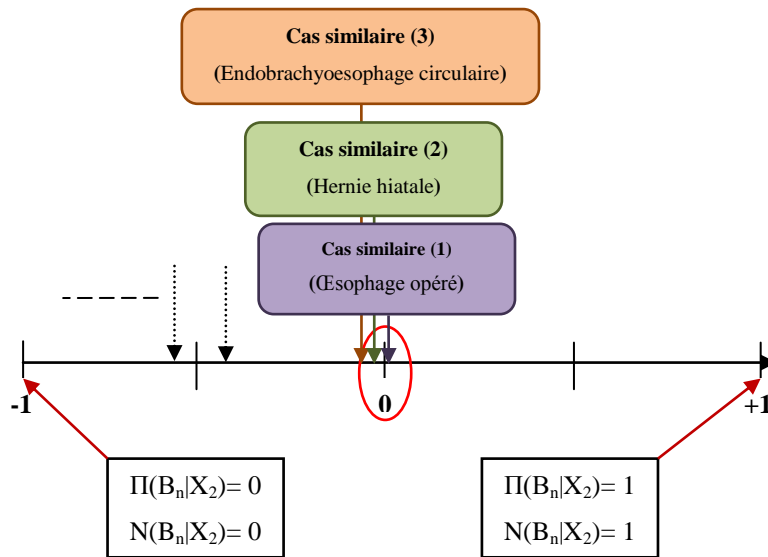


Fig. 4.13 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 selon l'approche *classique*

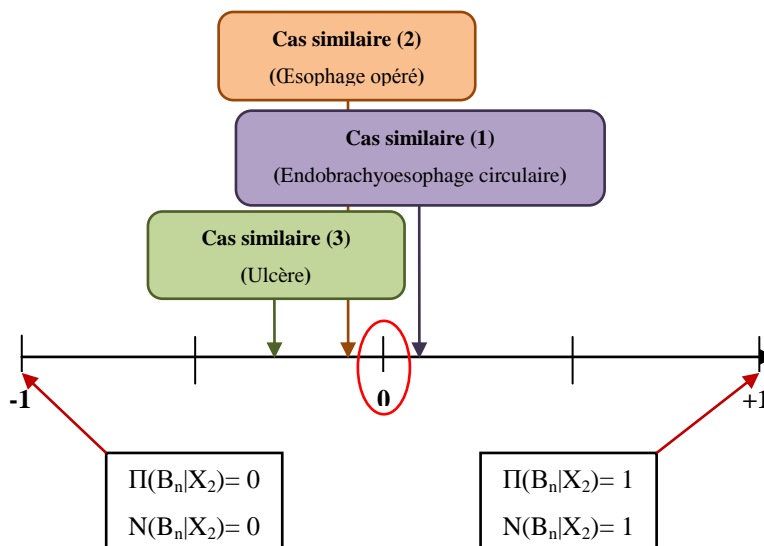


Fig. 4.14 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 par l'approche *indirecte et Zadeh*

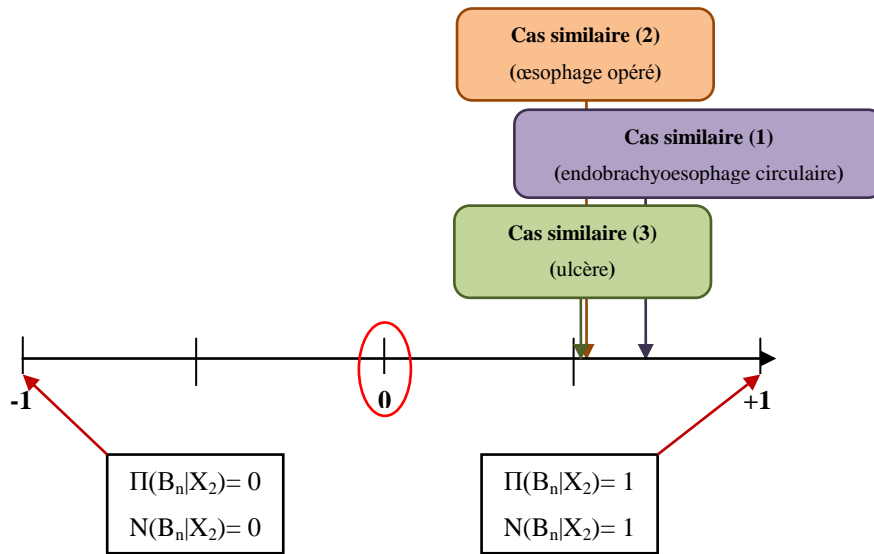


Fig. 4.15 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 par l'approche *couple* et Zadeh

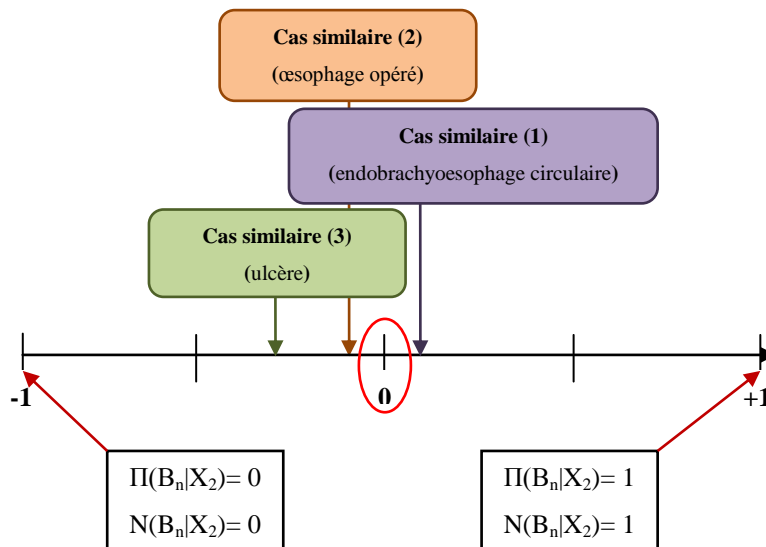


Fig. 4.16 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 par l'approche *indirecte* et Nguyen

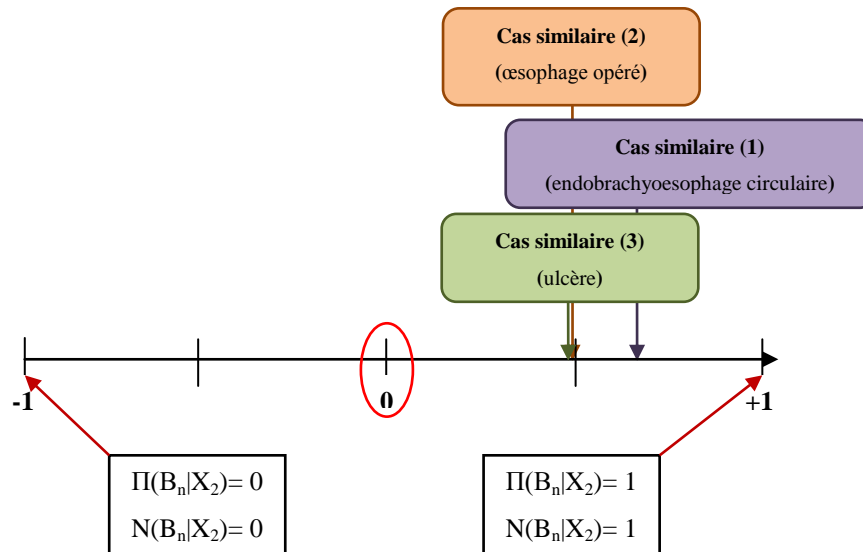


Fig. 4.17 : Représentation graphique des solutions potentielles au cas X_2 par l'approche *couple* et *Nguyen*

En analysant les tableaux et les figures, nous remarquons que :

En termes d'ordonnancement des solutions proposées :

- Le nombre de cas similaires obtenus par l'approche *indirecte* ainsi que par l'approche *couple* est limité par trois solutions potentielles et la solution proposée est parfois unique ; tandis que l'approche *classique* a abouti à un nombre considérable de solutions potentielles et ceci en exploitant la définition de *Zadeh* ou de *Nguyen*.
- Le cas similaire appartenant au même diagnostic du nouveau cas correspondant est toujours l'une des solutions potentielles obtenues (un des cas similaires obtenus) par n'importe quelle approche et ceci en exploitant la définition de *Zadeh* ou de *Nguyen*.
- Le cas similaire appartenant au même diagnostic du nouveau cas correspondant, est souvent le premier cas similaire obtenu par l'approche *indirecte* ainsi que par l'approche *couple*, tandis que ce n'est pas le cas dans l'approche *classique*. A titre d'exemple, le premier cas similaire du cas X_2 ayant le diagnostic *Endobrachyoesophage circulaire*, est le cas ayant le même diagnostic du cas X_2 comme c'est clairement montré sur les figures 4.14 à 4.17 où le cas similaire, dont le diagnostic est *endobrachyoesophage circulaire*, a la valeur la plus élevée de l'indice de confiance et il représente la solution la plus proche de la solution optimale (i.e. Ind = +1).

En termes de qualité de décision :

- La distance entre le premier et le deuxième cas similaires obtenus par les deux approches *indirecte* et *couple*, est bien « grande », tandis qu'il n'y a pas une distance significative entre les deux cas similaires obtenus par l'approche *classique*. Ceci signifie que la discrimination entre les solutions proposées (cas similaires) par les deux approches *indirecte* et *couple* est plus aisée que celle par l'approche *classique*.

4.4. Confrontation entre diagnostics

La confrontation entre diagnostics représente le contexte de diagnostic médical dans lequel une comparaison entre deux diagnostics est effectuée afin de :

- Etudier la cohérence et le conflit entre deux diagnostics différents dans une même base de connaissances ;
- Etudier la cohérence et le conflit entre deux descriptions différentes (issues de deux sources différentes) concernant un même diagnostic ;
- Etudier la cohérence et le conflit entre deux bases de connaissances.

4.4.1. Confrontation entre diagnostics dans une même base de connaissances

Nous avons vu que le raisonnement par classification fournit au médecin une liste de diagnostics ordonnés en fonction de leurs valeurs de compatibilité avec le cas cible. A partir de cette liste, le médecin peut adopter le diagnostic ayant la compatibilité maximale comme étant la décision finale. Nous pouvons compléter la décision prise, par une information supplémentaire qui représente une liste de diagnostics ordonnés selon leurs compatibilités, ou similarité, avec la décision prise.

4.4.1.1. Confrontation possibiliste entre diagnostics

La confrontation entre diagnostics est basée sur l'hypothèse de l'existence d'une base de connaissances possibilistes comportant une ensemble de diagnostics $\mathbf{D} = \{D_1, D_2, \dots, D_M\}$.

La confrontation entre deux diagnostics, D_f et D_h ($f, h \in \{1, 2, \dots, M\}$), consiste à comparer ces deux diagnostics afin de déterminer leur degré de compatibilité (i.e. leur similarité). Dans l'approche possibiliste proposée, cette comparaison est réalisée par l'estimation du couple possibiliste conditionnel $[N(D_f|D_h), \Pi(D_f|D_h)]$. La mesure de possibilité conditionnelle qui exprime le degré de similarité du diagnostic D_f par rapport au diagnostic D_h et la mesure de nécessité conditionnelle qui exprime le degré de certitude de cette similarité. Nous allons discuter l'estimation de ce couple possibiliste dans les deux cas : la confrontation possibiliste *indirecte* et la confrontation possibiliste *couple*.

4.4.1.1.1. Confrontation possibiliste indirecte

En considérant le raisonnement possibiliste *indirect*, l'estimation des deux mesures de similarité (compatibilité) entre les deux diagnostics D_f et D_h , $[N(D_f|D_h), \Pi(D_f|D_h)]$, est réalisée par les étapes suivantes :

- Estimation du couple possibiliste local $[N_g(D_f|D_h), \Pi_g(D_f|D_h)]$. Ce couple représente la compatibilité entre les deux diagnostics D_f et D_h au niveau du paramètre P_g . Cette estimation est réalisée en mesurant la similarité possibiliste entre deux distributions de possibilité définies sur l'ensemble des modalités du paramètre P_g :

$$S_g^f = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \pi(v_j^g | D_f) \right); j=1, \dots, K_g \right\} \quad (4.37)$$

$$S_g^h = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \pi(v_j^g | D_h) \right); j=1, \dots, K_g \right\} \quad (4.38)$$

où, S_g^f (resp. S_g^h) représente la distribution de possibilité conditionnellement à l'occurrence du diagnostic D_f (resp. D_h). Les mesures de nécessité et de possibilité locales entre ces deux distributions de possibilité $\{\pi(v_1^g | D_f), \dots, \pi(v_{K_g}^g | D_f)\}$ et $\{\pi(v_1^g | D_h), \dots, \pi(v_{K_g}^g | D_h)\}$ sont définies par :

$$\Pi_g(D_f | D_h) = \Pi(S_g^f, S_g^h) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall v_j^g \in V_g : \pi(v_j^g | D_f) = \pi(v_j^g | D_h) \\ \max_{j=1}^{K_g} \left(\min \left(\pi(v_j^g | D_f), \pi(v_j^g | D_h) \right) \right) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.39)$$

$$N_g(D_f | D_h) = N(S_g^f, S_g^h) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall v_j^g \in V_g : \pi(v_j^g | D_f) = \pi(v_j^g | D_h) \\ \min_{j=1}^{K_g} \left(\max \left(\pi(v_j^g | D_f), 1 - \pi(v_j^g | D_h) \right) \right) & \text{sinon} \end{cases} \quad (4.40)$$

Cette estimation est effectuée pour les G paramètres afin d'obtenir les couples possibilistes locaux au niveau de tous les paramètres. A l'issue de cette estimation, nous obtenons la distribution de couples possibilistes locaux :

$$\{ [N_1(D_f|D_h), \Pi_1(D_f|D_h)], [N_2(D_f|D_h), \Pi_2(D_f|D_h)], \dots, [N_G(D_f|D_h), \Pi_G(D_f|D_h)] \}$$

- Le couple possibiliste total représentant la compatibilité globale entre les deux diagnostics, est ensuite estimé par la fusion des couples possibilistes locaux en utilisant l'un des opérateurs de fusion :

$$\text{Sim}(D_f | D_h) = \mathbf{Fusion}_{i=1}^G \text{Sim}_i(D_f | D_h) \quad (4.41)$$

où $\text{Sim}(D_f|D_h)$ (res. $\text{Sim}_g(D_f|D_h)$) représente les mesures de possibilité et de nécessité totales (resp. locales).

4.4.1.1.2. Confrontation possibiliste couple

En considérant le mode de raisonnement *couple*, l'estimation du couple possibiliste de similarité entre les deux diagnostics D_f et D_h : $[\text{N}(D_f|D_h), \Pi(D_f|D_h)]$ est réalisée par les étapes suivantes :

- Estimation du couple possibiliste local $[\text{N}_g(D_f|D_h), \Pi_g(D_f|D_h)]$. Ce couple représente la compatibilité entre les deux diagnostics D_f et D_h au niveau du paramètre P_g . Cette estimation est effectuée en mesurant la similarité entre les deux descriptions possibilistes conditionnelles aux deux diagnostics considérés et définies sur l'ensemble des modalités du paramètre P_g :

$$S_g^f = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \left[\text{N}(v_j^g | D_f), \Pi(v_j^g | D_f) \right] \right); j=1, \dots, K_g \right\} \quad (4.42)$$

$$S_g^h = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \left[\text{N}(v_j^g | D_h), \Pi(v_j^g | D_h) \right] \right); j=1, \dots, K_g \right\} \quad (4.43)$$

Les mesures de nécessité et de possibilité conditionnelles locales entre ces deux ensembles de modalités représentent la mesure de similarité entre les deux distributions des couples possibilistes $\{[\text{N}(v_1^g | D_f), \Pi(v_1^g | D_f)], \dots, [\text{N}(v_{K_g}^g | D_f), \Pi(v_{K_g}^g | D_f)]\}$ et $\{[\text{N}(v_1^g | D_h), \Pi(v_1^g | D_h)], \dots, [\text{N}(v_{K_g}^g | D_h), \Pi(v_{K_g}^g | D_h)]\}$. A l'issue de cette estimation, nous obtenons la distribution de couples possibilistes locaux :

$$\Pi_g(D_f | D_h) = \Pi(S_g^f, S_g^h) = \max_{j=1}^{K_g} \min \left(\Pi(v_j^g | D_f), \Pi(v_j^g | D_h) \right) \quad (4.44)$$

$$\text{N}_g(D_f | D_h) = \text{N}(S_g^f, S_g^h) = \max_{j=1}^{K_g} \min \left(\text{N}(v_j^g | D_f), \text{N}(v_j^g | D_h) \right) \quad (4.45)$$

Cette estimation est effectuée pour les G paramètres afin d'obtenir les couples possibilistes au niveau de tous les paramètres.

- Le couple possibiliste total entre les deux diagnostics est donc estimé par la fusion des couples possibilistes au niveau des paramètres en utilisant un opérateur de fusion selon la formule donnée dans (Eq.4.41).

4.4.2. Confrontation entre deux descriptions différentes du même diagnostic

La comparaison entre deux descriptions différentes d'un même diagnostic peut être exploitée dans l'objectif d'estimer la cohérence et/ou le conflit entre deux bases de connaissances.

Supposons que nous disposons de deux bases de connaissances possibilistes contenant le même ensemble de diagnostics $\mathbf{D}^1 = \{D_1^1, D_2^1, \dots, D_M^1\}$ et $\mathbf{D}^2 = \{D_1^2, D_2^2, \dots, D_M^2\}$. La confrontation entre

les deux descriptions D_m^1 et D_m^2 de même diagnostic D_m , $m \in \{1, 2, \dots, M\}$ dans l'approche possibiliste proposée, est réalisée par l'estimation du couple possibiliste $[N(D_m^1 | D_m^2), \Pi(D_m^1 | D_m^2)]$. Ce couple est estimé en effectuant le même algorithme utilisé dans le paragraphe précédent pour estimer le couple $[N(D_f | D_h), \Pi(D_f | D_h)]$ tout en considérant $f = h$.

4.4.3. Application endoscopique

La confrontation entre deux diagnostics, dans le système d'aide au diagnostic proposé, est testée sur la base de connaissances endoscopiques intégrant 89 diagnostics décrits par le biais de 33 paramètres ayant 206 modalités.

Le système proposé est appliqué pour réaliser les deux types de raisonnement possibiliste *indirect* et *couple* par similarité dans le but de déterminer la similarité entre diagnostics, et ensuite, pour étudier la cohérence et le conflit entre les diagnostics.

Une fois la base de connaissances possibilistes est construite, nous proposons d'analyser un cas simple où nous nous limitons à mesurer la similarité entre un ensemble de sept diagnostics $\mathbf{D} = \{D_1, D_2, D_3, D_4, D_5, D_6, D_7\}$ qui sont respectivement : $\{Tumeur_œsophage, Tumeur_estomac, Tumeur_duodénum, Spot_œsophage, Varices_estomac, Ulcère_œsophage, Diverticule_œsophage\}$, selon les trois approches : *directe*, *indirecte*, et *couple*. Les résultats obtenus sont présentés comme suit (l'opérateur de fusion utilisé est la moyenne) :

- Tab.4.14 : montre les couples possibilistes de similarité entre diagnostics obtenus par l'approche *directe*;
- Tab.4.15 : montre les couples possibilistes de similarité entre diagnostics obtenus par l'approche *indirecte*;
- Tab.4.16 : montre les couples possibilistes de similarité entre diagnostics obtenus par l'approche *couple*.

Tab. 4.14 : Couples possibilistes de similarité entre diagnostics (approche *directe*)

	D_1	D_2	D_3	D_4	D_5	D_6	D_7
	$[N, \Pi]$	$[N, \Pi]$	$[N, \Pi]$	$[N, \Pi]$	$[N, \Pi]$	$[N, \Pi]$	$[N, \Pi]$
D_1	[1,1]	[0.69,0.94]	[0.74,0.93]	[0.51,0.74]	[0.54,0.77]	[0.56,0.83]	[0.44,0.76]
D_2	[0.6,0.94]	[1,1]	[0.73,0.91]	[0.45,0.71]	[0.5,0.74]	[0.48,0.77]	[0.49,0.52]
D_3	[0.65,0.93]	[0.71,0.91]	[1,1]	[0.44,0.67]	[0.45,0.65]	[0.5,0.75]	[0.48,0.52]
D_4	[0.52,0.74]	[0.51,0.71]	[0.51,0.67]	[1,1]	[0.53,0.83]	[0.64,0.95]	[0.57,0.86]
D_5	[0.49,0.77]	[0.51,0.74]	[0.49,0.65]	[0.52,0.83]	[1,1]	[0.48,0.8]	[0.59,0.63]
D_6	[0.58,0.83]	[0.58,0.77]	[0.59,0.75]	[0.66,0.95]	[0.48,0.8]	[1,1]	[0.63,0.74]
D_7	[0.56,0.76]	[0.42,0.52]	[0.41,0.52]	[0.66,0.86]	[0.47,0.63]	[0.43,0.74]	[1,1]

Tab. 4.15 : Couples possibilistes de similarité entre diagnostics (approche *indirecte*)

	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅	D ₆	D ₇
	[N,II]	[N,II]	[N,II]	[N,II]	[N,II]	[N,II]	[N,II]
D ₁	[1,1]	[0.69,0.9]	[0.73,0.85]	[0.4,0.68]	[0.47,0.66]	[0.42,0.74]	[0.63,0.38]
D ₂	[0.59,0.9]	[1,1]	[0.79,0.87]	[0.33,0.62]	[0.44,0.64]	[0.37,0.68]	[0.42,0.39]
D ₃	[0.59,0.85]	[0.74,0.87]	[1,1]	[0.31,0.57]	[0.38,0.54]	[0.37,0.62]	[0.4,0.37]
D ₄	[0.45,0.68]	[0.47,0.62]	[0.49,0.57]	[1,1]	[0.54,0.79]	[0.7,0.94]	[0.83,0.52]
D ₅	[0.38,0.66]	[0.43,0.64]	[0.46,0.54]	[0.41,0.79]	[1,1]	[0.43,0.74]	[0.51,0.55]
D ₆	[0.53,0.74]	[0.53,0.68]	[0.55,0.62]	[0.64,0.94]	[0.48,0.74]	[1,1]	[0.61,0.69]
D ₇	[0.2,0.38]	[0.32,0.39]	[0.34,0.37]	[0.28,0.52]	[0.37,0.55]	[0.34,0.69]	[1,1]

Tab. 4.16 : Couples possibilistes de similarité entre diagnostics (approche *couple*)

	D ₁	D ₂	D ₃	D ₄	D ₅	D ₆	D ₇
	[N,II]	[N,II]	[N,II]	[N,II]	[N,II]	[N,II]	[N,II]
D ₁	[1,1]	[0.76,1]	[0.76,0.9]	[0.54,0.97]	[0.57,0.9]	[0.64,1]	[0.32,0.53]
D ₂	[0.76,1]	[1,1]	[0.75,0.95]	[0.51,0.95]	[0.52,0.95]	[0.57,0.9]	[0.32,0.76]
D ₃	[0.76,0.9]	[0.75,0.95]	[1,1]	[0.51,0.86]	[0.43,0.9]	[0.56,0.81]	[0.36,0.67]
D ₄	[0.54,0.97]	[0.51,0.95]	[0.51,0.86]	[1,1]	[0.61,0.96]	[0.77,1]	[0.43,0.6]
D ₅	[0.57,0.9]	[0.52,0.95]	[0.43,0.9]	[0.61,0.96]	[1,1]	[0.57,0.91]	[0.46,0.86]
D ₆	[0.64,1]	[0.57,0.9]	[0.56,0.81]	[0.77,1]	[0.57,0.91]	[1,1]	[0.53,0.9]
D ₇	[0.32,0.53]	[0.32,0.76]	[0.36,0.67]	[0.43,0.6]	[0.46,0.86]	[0.53,0.9]	[1,1]

En analysant ces tableaux, nous remarquons que :

- En termes de symétrie : la notion de symétrie n'est pas respectée dans la matrice de similarité obtenue par l'approche directe ainsi que par l'approche indirecte, tandis que la matrice obtenue par l'approche couple est symétrique ;
- La propriété de base de la théorie des possibilités : « *la mesure de possibilité est toujours supérieure ou égale à celle de nécessité* » n'est pas toujours respectée dans les deux approches *directe* (Tab.4.14) et *indirecte* (Tab.4.15), tandis qu'elle est toujours respectée dans la matrice obtenue par l'approche *couple* (Tab.4.16).
- C'est très difficile de distinguer (séparer) les diagnostics en utilisant la moyenne comme étant opérateur de fusion.

4.5. Confrontation entre bases de connaissances

Un contexte très particulier de diagnostic médical consiste à réaliser une confrontation, ou une comparaison, en termes de connaissances contenues dans deux bases de connaissances médicales différentes. Ce contexte est envisagé dans l'objectif de mesurer la cohérence, voir même d'étudier le conflit informationnel entre deux bases de connaissances issues de deux sources différentes.

Dans notre application, les deux bases disponibles sont en réalité la base de connaissances médicales réalisée par l'expert ainsi que base de cas comportant des cas observés.

La démarche que nous proposons peut être résumée de la manière suivante. Dans un premier temps, la base de cas (c.à.d. la base issue du pratique médical) sera « transformée » en une base de connaissances médicales appelée « base de connaissances issue de la base de cas » ; et donc transcrite selon le même formalisme possibiliste que la base de connaissances issue de l'expert. Dans un second temps, nous proposons de confronter les deux bases de connaissances ainsi obtenues afin de les comparer et de conclure sur la cohérence des connaissances issues de l'expert et de l'expérience.

4.5.1. Construction d'une base de connaissances possibiliste à partir d'une base de cas

Une base de connaissances possibilistes est construite à partir de la base de cas disponible sans utiliser aucune information externe. L'algorithme proposé pour effectuer cette construction a été inspiré d'un travail précédent [93] dans lequel une base de connaissances floues a été construite à partir d'une base de cas. La construction de cette base consiste à regrouper les cas en fonction de leurs diagnostics, ce qui amène à avoir des groupes de cas d'un même diagnostic. Ensuite, pour chaque groupe de cas, la fréquence d'apparition des modalités dans le même diagnostic est calculée. Finalement, une transformation des fréquences d'apparition vers des valeurs de possibilité est effectuée. Considérons :

- Une base comportant N cas $\mathbf{B} = \{B_1, B_2, \dots, B_N\}$;
- Un ensemble de M diagnostics $\mathbf{D} = \{D_1, D_2, \dots, D_M\}$;
- Un ensemble de G paramètres utilisés dans la description de chaque cas $\mathbf{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_G\}$
où $\mathbf{V}_g = \{v_1^g, v_2^g, \dots, v_{K_g}^g\}$ est l'ensemble de modalités possibles pour le paramètre P_g .
- Un cas $B_n \in \mathbf{B}$, est représenté par $B_n = \left\{ \left(P_g, x^g \right); g = 1, \dots, G; x^g \in V_g \cup \{0\} \right\}$.

L'algorithme proposé se déroule de la manière suivante :

- Les cas correspondant à un même diagnostic sont regroupés dans des groupes de cas ayant le même diagnostic. On note $\mathbf{Gr}_m = \{B_1, B_2, \dots, B_{n_m}\}$, $m = 1, 2, \dots, M$, le groupe comportant n_m cas ayant tous le même diagnostic D_m . L'union des groupes de cas \mathbf{Gr}_m forme donc la totalité de la base de cas ;
- Dans le groupe \mathbf{Gr}_m , nous définissons la fréquence d'apparition, $Fr_m(v_j^g)$, d'une modalité, $v_j^g \in \mathbf{V}_g$, étant donné le diagnostic, D_m , par :

$$\text{Fr}_m(v_j^g) = \frac{b_g(j)}{n_m} \quad (4.46)$$

où ‘ $b_g(j)$ ’ désigne le nombre de cas dans le groupe \mathbf{Gr}_m pour lesquels le paramètre P_g s’est produit comme modalité v_j^g ;

- A partir de cette fréquence d’apparition, nous définissons le degré d’appartenance de la modalité v_j^g par :

$$\mu_m(v_j^g) = \frac{\text{Fr}_m(v_j^g)}{\sum_{i=1}^M \text{Fr}_i(v_j^g)} \quad (4.47)$$

- Selon le principe de Zadeh « la distribution de possibilité est égale numériquement à la fonction d’appartenance » [34], ce degré d’appartenance peut être représenté par une valeur de possibilité. Ainsi, nous pouvons écrire :

$$\pi_m(v_j^g) = \mu_m(v_j^g) = \frac{\text{Fr}_m(v_j^g)}{\sum_{i=1}^M \text{Fr}_i(v_j^g)} \quad (4.48)$$

A l’issue de cette étape, nous obtenons une base de connaissances possibilistes issue de connaissances *statistiques* dans laquelle la relation entre une modalité et un diagnostic est représentée par une valeur de possibilité.

Notons que cette construction est très similaire au raisonnement adopté dans l’approche indirecte, à la différence qu’au lieu de transformer les termes « fréquentiels » attribués par le médecin (décrivant les diagnostics) par des fréquences de réalisation estimées statistiquement.

4.5.2. Confrontation possibiliste entre deux bases de connaissances

Soient $\mathbf{KB}_1 = \{D_1^1, \dots, D_M^1\}$ et $\mathbf{KB}_2 = \{D_1^2, \dots, D_M^2\}$ deux bases de connaissances décrivant le même ensemble de diagnostics et issues de deux sources différentes. La comparaison entre ces deux bases est effectuée via l’estimation de la similarité entre les connaissances contenues dans les deux bases. Cette similarité est représentée, dans l’approche proposée, par les l’indice de confiance $\text{Ind}(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2)$ combinant les deux mesures de possibilité et de nécessité $[\text{N}(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2), \Pi(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2)]$ où :

- $\Pi(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2)$ désigne la mesure de possibilité de similarité (i.e. *Possibility of matching*, en anglais) entre les deux bases \mathbf{KB}_1 et \mathbf{KB}_2 ; et
- $N(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2)$ désigne la mesure de nécessité de similarité (i.e. *Necessity of matching*, en anglais) entre les deux bases \mathbf{KB}_1 et \mathbf{KB}_2 .

La possibilité (resp. nécessité) de similarité entre les deux bases $\Pi(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2)$, (resp. $N(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2)$) mesure à quel degré (resp. avec quelle certitude) les deux bases \mathbf{KB}_1 et \mathbf{KB}_2 sont similaires. Cette possibilité (resp. nécessité) doit être estimée en fonction de la possibilité (resp. nécessité) de similarité entre les différentes descriptions possibilistes des différents diagnostics contenus dans les deux bases.

Dans notre approche, on utilise les résultats développés pour réaliser la confrontation entre deux diagnostics et qui ont permis de calculer les mesures de possibilité et de nécessité de similarité entre deux diagnostics « quelconque » (en supposant qu'ils soient décrits avec le même modèle possibiliste). Ici, il s'agit de comparer les mêmes diagnostics, deux à deux, mais qui sont décrits dans deux bases différentes. L'estimation du couple possibiliste $[N(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2), \Pi(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2)]$ peut ainsi être considérée comme la moyenne des mesures de possibilité et de nécessité de similarité sur l'ensemble des diagnostics. Nous obtenons, par conséquent :

$$\Pi(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Pi(D_i^1, D_i^2) \quad (4.49)$$

$$N(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M N(D_i^1, D_i^2) \quad (4.50)$$

Finalement, les indices de confiance entre deux diagnostics, intégrant les deux mesures de possibilité et de nécessité et définis par $\text{Ind}(D_i^1, D_i^2) = N(D_i^1, D_i^2) + \Pi(D_i^1, D_i^2) - 1$, peuvent être fusionnés en considérant la valeur moyenne, aboutissant ainsi à :

$$\text{Ind}(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \text{Ind}(D_i^1, D_i^2) \quad (4.51)$$

4.6. Conclusion

Ce chapitre a permis de définir les différentes tâches et contextes d'application du système possibiliste proposé pour l'aide au diagnostic médical. Ces tâches sont basées sur le raisonnement possibiliste par classification, le raisonnement possibiliste par similarité et la comparaison entre diagnostics. Chacun de ces contextes a été étudié en se basant sur les deux modèles proposés modèle *indirect* et modèle *couple*, et en fonction de deux définitions de la possibilité conditionnelle : la définition proposée par *Zadeh* et celle proposée par *Nguyen*.

La confrontation d'un cas-patient et une base de connaissances permet de fournir au médecin une liste de diagnostics potentiels ordonnés en fonction du degré le plus élevé de compatibilité avec le cas-patient.

La confrontation entre un cas-patient et une base de cas permet de fournir au médecin une liste des cas les plus similaires (vraisemblables) au cas considéré (i.e. cas à diagnostiquer), ordonnés en fonction du degré le plus élevé de compatibilité.

La confrontation de deux diagnostics permet de fournir au médecin des informations concernant la cohérence et le conflit entre les deux diagnostics dans la même base de connaissances ainsi que dans deux bases différentes.

Les contextes de diagnostic médical étudiés, par le système possibiliste proposé, ont été évalués en les appliquant sur une base médicale endoscopique. Cette application endoscopique comprend deux bases : une base de connaissances réalisée par l'expert et une base de cas.

Les résultats obtenus par l'application à des « cas d'école » (i.e. sur des exemples simples issus des bases de cas et de connaissances disponibles) ont montré l'efficacité du système possibiliste proposé en termes d'ordonnement des solutions potentielles proposées, en termes de qualité de décision prise et en termes de facilité de discrimination des solutions proposées.

Après avoir abordé les différents contextes de diagnostic médical proposés par notre système, nous allons présenter en détail, dans le chapitre suivant, la structure du système dans lequel ces contextes vont être exploités et présenter une évaluation globale de notre approche en considérant l'ensemble des bases de cas et de connaissances disponibles.

5. Chapitre 5

Conception globale d'un système d'aide au diagnostic médical

Le système d'aide au diagnostic, que nous proposons dans ce travail est basé sur l'hypothèse d'existence conjointe de deux sources de connaissances : une base de connaissances d'expert et une base de cas. En exploitant ces deux bases, le système étudié permet d'intégrer principalement deux modes de raisonnement : le raisonnement par classification et le raisonnement par similarité. La théorie des possibilités constitue le cadre qui permet, d'une part, de modéliser efficacement les connaissances médicales, et d'autre part, d'aborder les différents contextes réels d'application en diagnostic médical.

Face à un cas-patient non diagnostiqué, le système étudié est supposé fournir au médecin différentes formes d'information : des cas similaires (déjà rencontrés et diagnostiqués) issus de la base de cas, les diagnostics potentiels correspondant au cas cible et bien d'autres types d'informations utiles au médecin dans le processus de prise de décision. Le système étudié est supposé fournir au médecin un véritable « *rapport diagnostique* » assez riche en information lui permettant de juger, d'apprécier, et de raisonner à la lumière des connaissances et des informations disponibles. Ce rapport diagnostique se compose des plusieurs niveaux en fonction des détails exigés par le médecin.

Dans ce chapitre, nous allons exposer l'architecture globale du système proposé ; les différentes formes de l'aide que le système peut, potentiellement, fournir au médecin ; les différents contextes de diagnostic médical que le système peut réaliser ; et une proposition d'une première structure du rapport diagnostique. Finalement, pour la validation globale et l'évaluation des performances du système, un ensemble de testes sera réalisé sur une application médicale endoscopique comportant deux bases : une base de connaissances et une base de cas de lésions.

5.1. Introduction

Nous rappelons que le diagnostic médical est le terme qui désigne l'acte d'associer le nom d'une maladie ou syndrome des manifestants observés (antécédents, symptômes, signes) dans un cas d'un patient. La recherche du nom d'une lésion présente dans une image peut aussi être considérée comme étant une forme de diagnostic médical. Ce processus de diagnostic médical repose sur la capacité du médecin à établir une décision diagnostique en s'appuyant sur des informations qui sont généralement de nature hétérogène (images, examen clinique, résultats de laboratoire, etc.) et présentent différentes formes d'imperfection (imprécision, ambiguïté, incomplétude, incertitude, etc.).

La définition d'un système d'aide au diagnostic médical comporte deux aspects essentiels : la modélisation des connaissances médicales afin de pouvoir les exploiter par un système informatisé, et la définition d'un ou de plusieurs mécanismes de raisonnement adaptés au modèle adopté pour la représentation des connaissances. En effet, l'efficacité d'un système d'aide au diagnostic est évaluée par sa capacité de manipuler, en même temps, différents types d'informations ainsi que différents types d'imperfections d'information.

Parmi les différentes théories de décision proposées pour réaliser les deux tâches (modélisation des connaissances et raisonnement), nous avons opté pour l'utilisation de la théorie des possibilités comme cadre général de représentation des connaissances médicales et pour la manipulation de ces connaissances. Le choix de cette théorie est supporté par ses avantages, par rapport aux autres théories, en termes de capacité de modéliser et de traiter les différents types d'informations (binaire, numérique, symbolique, etc.) ainsi que les différents types d'imperfections (imprécision, ambiguïté, donnée manquante, etc.).

L'aide fournie au médecin (i.e. informations obtenues en sortie du système) peut être explicitée sous différentes formes : cas similaires déjà diagnostiqués, diagnostics potentiels, mesures de cohérence, etc. En fonction de la nature de cette aide, plusieurs contextes d'aide au diagnostic ont été étudiés et formalisés dans notre étude.

Dans la littérature existante concernant les systèmes d'aide au diagnostic, on peut rencontrer des systèmes de natures diverses et/ou avec des objectifs différents. A titre d'exemple, nous citons les systèmes d'apprentissage, les systèmes de fouille de données, les systèmes d'indexation et de recherche d'images, les systèmes de raisonnement à base de cas (les systèmes de raisonnement par similarité), les systèmes de raisonnement par classification, etc. Tous ces systèmes constituent des exemples d'application de systèmes d'aide au diagnostic partageant un même objectif : fournir au médecin les informations utiles pour sa prise de décision.

Parmi ces différents types de systèmes d'aide au diagnostic, nous nous intéressons particulièrement aux systèmes de raisonnement à base de cas (i.e. le raisonnement par similarité) ainsi que les systèmes de raisonnement à base de connaissances (i.e. le raisonnement par classification).

Le raisonnement à base de cas est une technique très importante et de plus en plus répandue. Son objectif est d'apporter une aide au médecin, face à un problème (i.e. cas à diagnostiquer) auquel il est confronté, en s'appuyant sur des problèmes déjà diagnostiqués et en lui proposant les solutions correspondant aux cas similaires. Les cas déjà rencontrés sont « enregistrés » dans une base que l'on appelle base de cas. Cette base de cas représente la seule source de connaissances exploitée dans ce mode de raisonnement. Elle contient l'ensemble d'expertise (cas déjà rencontrés et diagnostiqués avec succès). Chaque cas est associé à une solution valide et éventuellement à la démarche ayant abouti à la résolution de ce cas. L'efficacité d'un tel système dépend de plusieurs facteurs : le mode de représentation d'un cas ; les sources de connaissances à utiliser pour établir une définition de la similarité entre deux cas ; l'exploitation des cas similaires pour aboutir à une démarche d'aide au diagnostic ; etc.

Le raisonnement à base de connaissances est basé sur l'exploitation des connaissances médicales disponibles et liées à un ensemble de diagnostics dans l'objectif d'attribuer un diagnostic (un label, une hypothèse, etc.) face à un cas donné (patient, cas cible, etc.). En effet, la base de connaissances représente la seule source de connaissances exploitée dans ce mode de raisonnement. Cette base de connaissances contient un ensemble de connaissances décrivant la relation entre les entités médicales. Il s'agit, principalement des relations entre les diagnostics et les symptômes. Ces connaissances sont issues essentiellement des connaissances « théorétiques » formulées par les médecins. L'efficacité du système de raisonnement par classification est assujettie aux différents aspects : la fiabilité des connaissances disponibles, la représentation des connaissances dans la base de connaissances et le mécanisme de manipulation appliqué à ces connaissances.

Comme nous pouvons le constater, chacune de ces deux approches s'appuie sur l'exploitation d'une seule source de connaissances qui est soit la base de connaissances (dans les systèmes de raisonnement par classification) ou la base de cas (dans les systèmes de raisonnement par similarité).

L'idée principale de notre travail consiste à exploiter les deux sources de connaissances d'une façon conjointe : la base de cas issue de l'expérience et la base de connaissances issue de la formation et des connaissances théoriques de l'expert. L'intérêt de cette exploitation est l'intégration mutuelle de ces deux types de connaissances. Les difficultés pratiques pour cette exploitation conjointe résident dans le fait que l'existence simultanée de ces deux bases est rarement rencontrée. Dans notre travail, nous faisons l'hypothèse de la disponibilité des deux sources de connaissances : la base de cas et la base de connaissances. Partant de cette hypothèse, le système que nous proposons vise à exploiter les deux modes de raisonnement par classification et par similarité et ceci d'une façon séparée ou d'une

façon conjointe. Le raisonnement par similarité peut être appliqué en exploitant les deux sources de connaissances ce qui permet d'améliorer la qualité des résultats obtenus en termes de similarité entre les cas. Le système proposé permet aussi de fournir au médecin plus d'informations utiles lui apportant ainsi une aide de grande valeur dans le processus de formulation d'une décision diagnostique, comme par exemple la similarité entre diagnostics, la cohérence entre les bases de cas et de connaissances considérées, etc.

Dans la suite de ce chapitre, nous présentons l'architecture globale du système proposé ; les scénarii possibles à réaliser par ce système ; et finalement, les résultats obtenus pour la validation globale en évaluant le système proposé sur une application endoscopique comportant une base de connaissances médicale et une base de cas (lésions).

5.2. Architecture du système proposé

A partir du schéma général du système proposé qui a été brièvement présenté dans la figure 1.1, et afin de s'adapter aux différents contextes de diagnostic médical (présentés dans le chapitre 4), nous présentons l'architecture conceptuelle détaillée du système dans la figure 5.1.

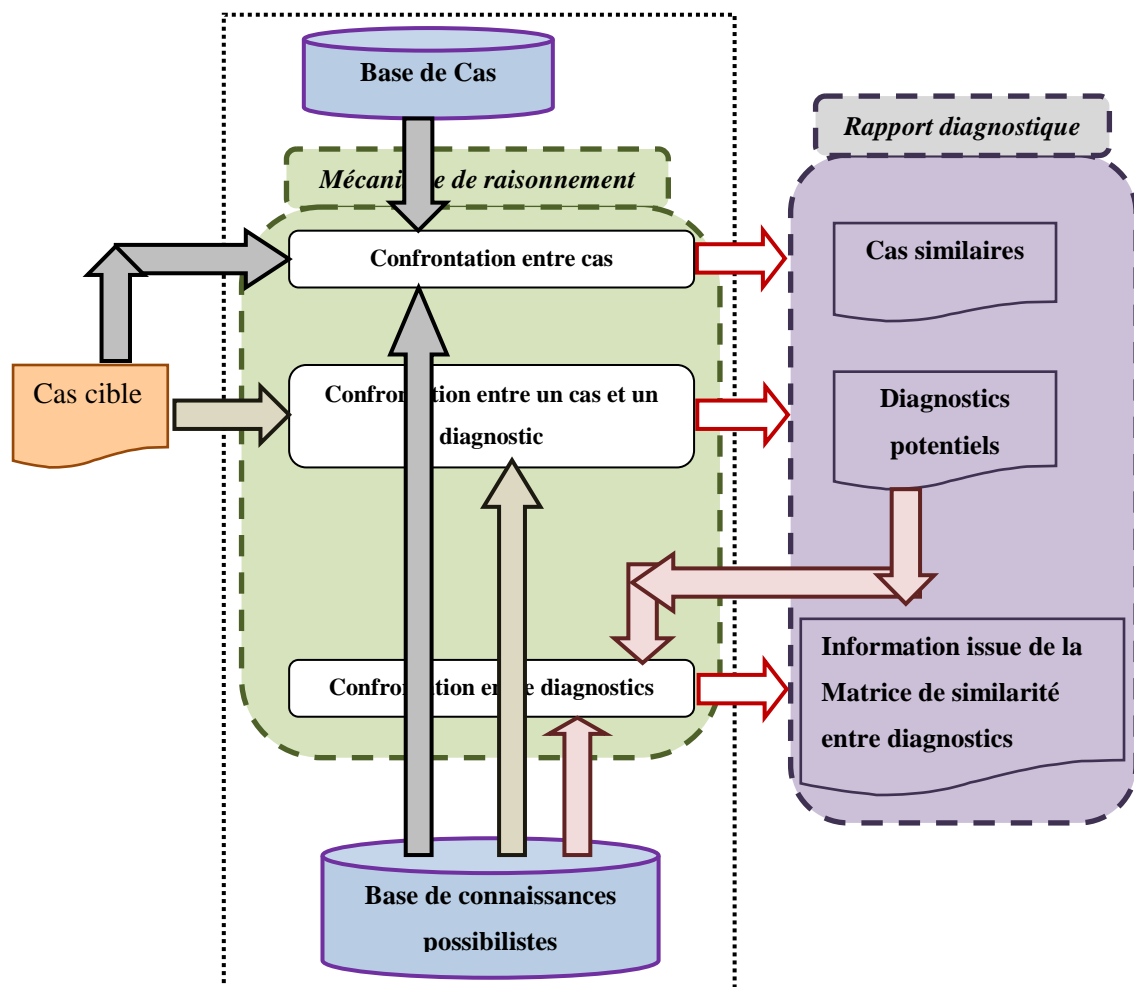


Fig. 5.1 : Architecture conceptuelle du système proposé

Cette architecture est composée de trois parties principales : la base de cas, la base de connaissances possibilistes et le cœur du système d'aide au diagnostic qui est le mécanisme de raisonnement.

5.2.1. Base de cas

La base de cas est constituée d'un ensemble de cas déjà diagnostiqués. Chaque cas est représenté par deux parties, une partie descriptive permettant la description du cas (problème) et une partie décisionnelle décrivant la solution diagnostique du cas examiné (i.e. diagnostic potentiellement associé à des informations supplémentaires). Si le cas est une image médicale, alors la partie descriptive représente l'ensemble des paramètres utilisés pour décrire cette image, et la partie décisionnelle représente le nom de la lésion présente dans l'image. Si le cas représente un examen clinique, alors la partie descriptive représente l'ensemble des symptômes possibles utilisés pour décrire cet examen, et la partie décisionnelle représente le diagnostic associé à ce cas, etc. La partie descriptive comporte donc l'ensemble de tous les paramètres possibles dans un domaine donné. Chaque paramètre est associé à une seule de ses modalités potentielles. Dans le cas où un paramètre n'est pas observé, alors, il sera associé à une valeur symbolique indiquant qu'il s'agit d'un paramètre non observé, ou bien qu'il n'est pas accessible (i.e. donnée manquante).

Dans le système proposé, la base de cas que nous avons à notre disposition sera essentiellement exploitée dans le contexte de la « confrontation entre cas » afin de fournir au médecin les cas les plus similaires au cas cible donné.

5.2.2. Base de connaissances possibilistes

La base de connaissances possibilistes est construite à partir d'un ensemble de connaissances fournies par l'expert et décrivant un ensemble de diagnostics prédéfinis dans le domaine médical étudié. Par conséquent, nous supposons que notre système est destiné à fonctionner sous la contrainte du monde fermé (i.e. le système comporte tous les diagnostics associés aux cas considérés). Chaque diagnostic est représenté par un ensemble de paramètres en utilisant toutes les modalités possibles de tous les paramètres prédéfinis. A partir de l'ensemble des connaissances médicales formulées par l'expert, la base de connaissances est transformée en une base de connaissances possibilistes selon les deux modèles proposés dans les chapitres précédents : le modèle *indirect* et le modèle *couple*.

Notons que le système proposé se focalise totalement sur la modélisation possibiliste des connaissances, des cas et des mécanismes de raisonnement appliqués. Il s'agit, essentiellement, de la description possibiliste des relations entre les modalités des paramètres et les diagnostics.

5.2.3. Mécanismes de raisonnement

Chaque type de raisonnement (par classification et par similarité) adopté par le système proposé, fournit au médecin une information différente (i.e. cas similaire, diagnostic potentiel, etc.) lui aidant

pour établir au mieux une décision diagnostique. Le système peut également fournir des informations supplémentaires permettant de conforter le médecin dans sa prise de décision. A titre d'exemple, la similarité entre les différents diagnostics (issue de la confrontation entre diagnostics) est certainement une information très utile lors de la prise de décision par le médecin.

Trois mécanismes de base peuvent être exploités par le système : un mécanisme de confrontation entre cas, un mécanisme de confrontation entre diagnostics et un mécanisme de confrontation entre un cas et un diagnostic. Ces mécanismes de base peuvent être exploités d'une manière indépendante ou d'une manière conjointe en fonction de l'objectif visé par le médecin et de la nature des informations que l'on cherche à formaliser dans le rapport diagnostique en sortie du système. Ces mécanismes de base seront détaillés par la suite.

Confrontation entre un cas et un diagnostic

Comme c'est illustré dans la figure 5.1, le cas cible et la base de connaissances possibilistes représentent les entrées de cette fonctionnalité de base. L'objectif de cette fonctionnalité est de réaliser une évaluation de l'adéquation ou la similitude entre un cas cible et chaque diagnostic afin de fournir, en sortie, l'ensemble des diagnostics potentiels qui sont compatibles avec le cas cible considéré. Dans le système proposé, cette compatibilité est réalisée en estimant le couple possibiliste

$$[N(\text{Cas Cible} - \text{Diagnostic Donné}), \Pi(\text{Cas Cible} - \text{Diagnostic Donné})]$$

pour chaque diagnostic. La mesure de possibilité signifie à quel degré un diagnostic est compatible avec le cas cible, et la mesure de nécessité signifie à quel degré cette compatibilité est certaine.

Confrontation entre cas

Comme c'est illustré dans la figure 5.1, le cas cible, la base de cas, et éventuellement, la base des connaissances possibilistes représentent les entrées de la fonctionnalité de confrontation entre cas. Il s'agit, ici, de réaliser la comparaison entre le cas cible (Cas1) et chaque cas dans la base de cas afin de fournir, en sortie, l'ensemble des cas similaires au cas cible considéré. Cette comparaison est aussi réalisée par l'estimation du couple possibiliste

$$[N(\text{Cas1} - \text{Cas2}), \Pi(\text{Cas1} - \text{Cas2})]$$

pour chaque Cas2 de la base de cas.

Confrontation entre diagnostics

La base de connaissances possibilistes représente la seule entrée de la fonctionnalité permettant la confrontation entre diagnostics. L'objectif visé est de réaliser une comparaison entre les différents

diagnostics afin de fournir, en sortie, une matrice de similarité entre les diagnostics. D'une façon similaire aux deux fonctionnalités précédentes, chaque élément de cette matrice de similarité représentera une estimation du couple possibiliste

$$[N(\text{Diagnostic1} - \text{Diagnostic2}), \Pi(\text{Diagnostic1} - \text{Diagnostic2})]$$

pour chaque couple de diagnostics de la base de connaissances.

5.2.4. Entrées / Sorties du système

Le cas cible (à diagnostiquer) représente l'entrée du système proposé. Le médecin soumet ce cas au système afin d'avoir, à la sortie, des informations lui aidant pour le diagnostiquer. Ce cas est représenté en utilisant le même ensemble de paramètres que celui utilisé pour la description des différents cas et différents diagnostics des deux bases de connaissances et de cas.

La sortie du système varie en fonction du but à atteindre exigé par le médecin. Cette sortie peut se résumer aux cas similaires au cas cible examiné, aux diagnostics potentiels, ou les deux à la fois, etc. Les informations proposées par le système sont résumées dans un rapport diagnostique. Ce dernier va être présenté par la suite.

5.3. Scénarii d'aide au diagnostic

L'aide fournie au médecin par le système peut être de différentes formes en fonction des besoins demandés par le médecin. Dans ce paragraphe, nous présentons les différents scénarii potentiels à réaliser par le système proposé.

5.3.1. Recherche des cas similaires

Dans ce scénario, nous supposons qu'un cas cible non diagnostiqué est présenté au système et le médecin souhaite obtenir en sortie du système les cas les plus similaires à ce cas cible. L'objectif du médecin est alors de s'inspirer des solutions diagnostiques associées aux cas similaires afin de formuler une décision concernant le cas cible. Pour réaliser cet objectif, la fonctionnalité de base de confrontation entre cas sera mise à contribution.

Le déroulement de ce scénario sera donc le suivant :

- a. Le cas cible est renseigné par le médecin. Il est bien évident que le médecin utilisera le même ensemble de paramètres que celui utilisé pour décrire les cas et les diagnostics considérés par le système. Notons à ce stade, qu'en pratique, peu de paramètres seront renseignés par le médecin. Seuls les paramètres jugés « *informatifs* » par le médecin seront renseignés. Par conséquent, beaucoup de paramètres ne seront pas renseignés et donc doivent être considérés comme des données manquantes par le système d'aide au diagnostic.

- b. La fonctionnalité de confrontation entre cas est appliquée en considérant l'ensemble des cas enregistrés dans la base de cas. Cette confrontation aura pour objectif de fournir un couple de mesures possibilistes $[N(\text{Cas_cible} - \text{Cas_base}), \Pi(\text{Cas_cible} - \text{Cas_base})]$ permettant d'évaluer la nécessité et la possibilité de similarité entre le cas cible et le cas issu de la base de cas. Le système permettra aussi de calculer l'indice de confiance concernant ce couple possibiliste :

$$\text{Ind}(\text{Cas_cible} - \text{Cas_base}) = \Pi(\text{Cas_cible} - \text{Cas_base}) + N(\text{Cas_cible} - \text{Cas_base}) - 1$$

Notons que $\text{Ind}(\text{Cas_cible} - \text{Cas_base})$ constitue l'une des mesures d'incertitude liée à la similarité du cas cible et le cas considéré de la base.

- c. Une fois calculés les couples de mesures possibilistes ainsi que les indices de confiance, une phase d'ordonnement des cas issus de la base doit être effectuée. Plusieurs critères d'ordonnement sont proposés, dans le cadre de la théorie des possibilités : ordonnancement en fonction de la seule mesure de possibilité (ou de nécessité), ordonnancement en deux étapes (en utilisant, d'abord, la mesure de nécessité, et ensuite, appliquer un deuxième ordonnancement en fonction de la mesure de possibilité), etc. Dans le cadre du système proposé, nous proposons la démarche d'ordonnement suivante :
- Dans un premier temps, seuls les cas ayant un couple de similarité possibiliste non nul (i.e. $[N(\text{Cas_cible} - \text{Cas_base}), \Pi(\text{Cas_cible} - \text{Cas_base})] \neq 0$) sont retenus ;
 - Les cas retenus sont ordonnés en utilisant comme critère une mesure décroissante de l'indice de confiance $\text{Ind}(\text{Cas_cible} - \text{Cas_base})$. Le choix de ce critère est justifié par le fait qu'il s'agit d'une mesure de confiance mettant en contribution les deux mesures possibilistes d'une façon conjointe, et non séquentielle.
- d. La synthèse des « résultats » obtenus est communiquée au médecin. Notons que le terme de résultats est bien plus large que les seuls cas similaires identifiés par le système. En effet, et au-delà des cas similaires ordonnés et les solutions diagnostiques qui leur sont associées, les résultats fournis au médecin peuvent comporter des indications, ou des mesures, de confiance liées aux cas identifiés : l'indice de confiance de chaque cas, des mesures liées aux diagnostics associés aux cas les plus similaires (s'agit-il de cas ayant le même diagnostic, ou ils correspondent à des diagnostics différents), les paramètres potentiels à renseigner afin d'améliorer la confiance dans les solutions diagnostiques, etc.

5.3.2. Recherche des diagnostics potentiels

Ce scénario vise à « comparer » un cas non diagnostiqué, observé par le médecin, avec les connaissances médicales données par l'expert et liées aux différents diagnostics, afin d'obtenir un classement des diagnostics potentiels associés au cas observé. Par conséquent, la différence essentielle entre ce scénario et le scénario précédent réside dans le fait qu'ici il s'agit de réaliser une forme

« d'instanciation » des connaissances médicales liées aux diagnostics, en vue de leurs ordonnancement ; tandis que le scénario précédent avait pour objectif de mesurer la similarité entre des cas, d'extraire les diagnostics associés aux cas les plus similaires, et finalement de réaliser l'ordonnancement des diagnostics sur la base de ces résultats. En d'autres termes, la différence entre les deux scénarii est à positionner au niveau conceptuel : la recherche des cas similaires opère au niveau de *l'expérience* pratique, tandis que la recherche des diagnostics potentiels opère au niveau de *l'expertise*.

Le déroulement de ce scénario sera similaire au précédent :

- a. Le cas cible est renseigné par le médecin en utilisant le même formalisme que celui utilisé pour décrire l'ensemble des diagnostics.
- b. La fonctionnalité de confrontation entre cas et diagnostics est appliquée en considérant l'ensemble des diagnostics contenus dans la base des connaissances renseignée par l'expert. Cette comparaison aura pour objectif de fournir un couple de mesures possibilistes $[N(\text{Cas_cible} - \text{Diagnostic}), \Pi(\text{Cas_cible} - \text{Diagnostic})]$ permettant d'évaluer la nécessité et la possibilité de similarité entre le cas cible et le diagnostic issu de la base des connaissances. Le système utilisé fournira aussi l'indice de confiance concernant ce couple possibiliste :

$$\text{Ind}(\text{Cas_cible} - \text{Diagnostic}) = \Pi(\text{Cas_cible} - \text{Diagnostic}) + N(\text{Cas_cible} - \text{Diagnostic}) - 1$$
- c. Une fois calculés les couples de mesures possibilistes ainsi que les indices de confiance, une phase d'ordonnancement des diagnostics de la base des connaissances est effectuée. La démarche d'ordonnancement utilisée consiste à ne garder que les diagnostics ayant un couple de similarité possibiliste non nul en les ordonnant en fonction de la mesure décroissante de l'indice de confiance $\text{Ind}(\text{Cas_cible} - \text{Diagnostic})$.
- d. La synthèse des résultats obtenus est communiquée au médecin. Ces résultats consistent de diagnostics ordonnés auxquels on peut associer les indices de confiance et éventuellement l'ensemble des paramètres ayant eu un rôle prépondérant dans le calcul des différentes mesures possibilistes effectuées.

5.3.3. Recherche de la cohérence entre la base de cas et la base de connaissances

Le dernier scénario analysé consiste à proposer au médecin, à tout moment, la possibilité de mesurer la cohérence des deux formes de connaissances exploitées par le système d'aide au diagnostic : les connaissances issues de l'expert (dans la base des connaissances) et celles issues de l'expertise (dans la base des cas). Les applications de ce scénario sont multiples : ajustement des connaissances médicales contenues dans la base des connaissances, étudier les raisons d'incohérence possible, affiner certains ensembles de modalités, éliminer des paramètres qui s'avèrent inutiles ou de moindre importance, etc.

Afin de réaliser ce scénario, deux étapes sont mises-en-œuvre :

A. La transformation de la base de cas en une base de connaissances médicales :

Cette première étape consiste à extraire les « connaissances médicales contenues » dans l'ensemble des cas et de les traduire en utilisant le même formalisme que celui utilisé dans la base des connaissances médicales. Cette étape est réalisée selon la démarche suivante :

- La base de cas \mathcal{B} est partitionnée en M sous-bases \mathcal{B}_m , $m = 1, 2, \dots, M$ (M désigne le nombre de diagnostics potentiels). Remarquons qu'à ce stade, il s'agit d'une partition totale (c'est dire : $\mathcal{B} = \bigcup_{m=1, 2, \dots, M} \mathcal{B}_m$ et $\mathcal{B}_{m_1} \cap \mathcal{B}_{m_2} = \Phi \forall m_1 \neq m_2$) et la sous-base \mathcal{B}_m ne comporte que les cas ayant le $m^{\text{ième}}$ diagnostic. Cette partition présuppose qu'un cas contenu dans la base de cas ne peut avoir qu'un seul des diagnostics prédéfinis. En d'autres termes, la réalisation conjointe de plusieurs diagnostics au sein d'un même cas n'est pas permis dans le système proposé. Cette hypothèse, certainement sévère, est indispensable pour l'application de toute approche basée sur la forme d'imperfection qui est l'incertitude (il s'agit donc, essentiellement, des approches probabiliste, évidentielle et possibiliste).
- Les cas contenus dans chaque sous-base \mathcal{B}_m , $m = 1, 2, \dots, M$, sont ensuite utilisés afin d'estimer les distributions de possibilité correspondant aux différents diagnostics et définis sur les ensembles de modalités des paramètres utilisés. La méthode d'estimation des distributions de possibilité que nous avons présentée dans le chapitre précédent, constitue l'une des approches possibles pour réaliser cette estimation.

B. La confrontation des deux bases de connaissances médicales (Expertise et Expert) :

A l'issue de l'étape précédente, on considère qu'ici nous disposons de deux bases de connaissances médicales liées au même ensemble de diagnostics : $\mathbf{KB}_1 = \{ D_1^1, D_2^1, \dots, D_M^1 \}$ et $\mathbf{KB}_2 = \{ D_1^2, D_2^2, \dots, D_M^2 \}$. \mathbf{KB}_1 est la base de connaissances issue de l'expertise (i.e. de l'estimation réalisée dans l'étape précédente à partir de la base de cas), et \mathbf{KB}_2 est la base des connaissances fournies par l'expert. Notons que la confrontation, ou l'étude de la cohérence, entre ces deux bases peut être réalisée à plusieurs niveaux : le niveau paramètre où la cohérence des connaissances est étudiée paramètre par paramètre, le niveau diagnostic où la cohérence des connaissances est étudiée diagnostic par diagnostic, et le niveau global où la cohérence des connaissances est étudiée à l'échelle de l'ensemble des diagnostics, etc.

5.4. Rapport diagnostique

La pratique médicale a toujours montré que l'utilisation, par un médecin, d'un système informatisé d'aide au diagnostic ne constitue pas la première démarche effectuée par le médecin face à un cas examiné. En effet, le médecin n'a recours à cette démarche « informatisée » que lorsqu'il est confronté à un cas difficile à diagnostiquer. Par conséquent, le médecin cherche à obtenir une *aide au diagnostic* plutôt qu'une *décision diagnostique automatisée*. La différence est de taille entre ces deux objectifs et nous devons proposer des systèmes qui correspondent aux vrais besoins des médecins afin d'espérer voir ces systèmes véritablement opérationnels.

En effet, la majorité des travaux occulte cette différence et se contentent de proposer des systèmes d'aide au diagnostic qui fournissent des décisions diagnostiques automatisées au lieu de fournir les véritables informations recherchées par le médecin dans sa prise de décision.

Dans le cadre de notre étude, nous proposons de structurer l'ensemble des informations susceptibles d'aider le médecin, dans un rapport médical de diagnostic organisé en plusieurs niveaux informatifs hiérarchiques en fonction des informations recherchées par le médecin lorsqu'il est confronté à un cas difficile à diagnostiquer.

Le choix du niveau d'information doit être fixé par le médecin lui-même en fonction des difficultés rencontrées et du niveau d'interprétation qu'il souhaite obtenir, afin d'expliquer les raisons des différents choix et des décisions réalisées par le système.

A titre d'exemple :

- Si le médecin, face à un cas difficile, cherche à délimiter son diagnostic dans un sous ensemble de diagnostics ordonnancés en fonction de leurs compatibilités avec le cas cible, alors, le système d'aide au diagnostic doit se limiter à fournir ce sous ensemble de diagnostics, issus de l'espace de connaissances, en fonction de leurs adéquations par rapport au cas considéré ;
- Si le médecin ne cherche qu'à être conforté dans une décision diagnostique qu'il vient de prendre, alors, le système d'aide au diagnostic doit se contenter de lui fournir les cas similaires issus de la base de cas avec leurs solutions, au lieu de submerger le médecin par une quantité importante d'informations qui risque de lui apporter plus de confusion que de confiance ;
- Si le médecin cherche un haut niveau de certitude dans sa décision, le système doit pouvoir activer les deux mécanismes de raisonnement par similarité (avec une base de cas) et par classification (en utilisant la base de connaissances). La concordance des résultats obtenus ou les résultats obtenus par l'exploitation conjointe des deux sources de connaissances, permettront de conforter la certitude du médecin dans sa décision. Si, en revanche, les résultats sont contradictoires, alors, le médecin doit se poser des questions de fonds sur sa description

des paramètres, sur la cohérence des connaissances du système, ou sur l'hypothèse du monde fermé (i.e. un nouveau diagnostic doit être intégré au système) ;

- etc.

Par conséquent, les informations délivrées par le système d'aide au diagnostic doivent être organisées dans une structure hiérarchique de connaissances où le médecin doit pouvoir activer le niveau informationnel qu'il souhaite obtenir face à un cas cible donné. Dans ce travail, nous ne prétendons pas aller au niveau de la réalisation totale ou la modélisation exhaustive des connaissances à fournir en sortie du système d'aide au diagnostic. En revanche, et suite aux différentes études que nous avons réalisé, nous proposons les deux niveaux suivants de structuration des informations à intégrer dans le rapport diagnostique fourni en sortie du système :

Premier niveau :

Les informations qui sont fournies dans ce premier niveau informationnel doivent comporter :

- Un ensemble de cas similaires issus de la base de cas ainsi que les solutions diagnostiques associées aux cas identifiés. Chaque cas est associé à un degré de confiance lié à sa similarité avec le cas cible considéré ; et/ou
- Un ensemble de diagnostics potentiels. Chaque diagnostic est associé à un degré de confiance ou de compatibilité, pour que le cas cible considéré ait ce diagnostic comme une solution potentielle.

Deuxième niveau :

Les informations à intégrer à ce deuxième niveau informationnel doivent apporter au médecin des éléments permettant d'apprécier la cohérence et la validité des informations fournies par le premier niveau du rapport diagnostique.

Parmi les éléments à intégrer dans ce niveau informationnel :

- Pour chaque cas similaire identifié dans la base de cas, fournir :
 - a. une mesure de cohérence de ce cas par rapport aux connaissances médicales de l'expert (i.e. les connaissances liées aux différents diagnostics),
 - b. l'ensemble des paramètres pertinents qui ont contribué au choix de ce cas (afin d'apporter au médecin une justification de la similarité de ce cas avec le cas cible) ;
- Pour chaque diagnostic compatible identifié dans la base des connaissances, fournir :
 - a. une mesure de cohérence de ce diagnostic par rapport aux connaissances médicales extraites de la base de cas (i.e. les connaissances liées l'expertise),

- b. l'ensemble des paramètres pertinents qui ont contribué au choix de ce diagnostic (afin d'apporter au médecin une justification de la compatibilité de ce diagnostic avec le cas cible) ;
- Une mesure de cohérence entre les différents diagnostics en termes de connaissances issues des deux bases (de cas et de connaissance d'expert). L'objectif, ici, est de conforter le médecin dans son raisonnement face aux informations données par le système tout en ayant une vision de la qualité des connaissances issues du système ;
- etc.

5.5. Validation globale

L'évaluation des performances du système proposé, est réalisée en utilisant une application liée à l'endoscopie de l'œsophage. Au-delà de l'importance, sur le plan médical, de cette application, nous précisons qu'il s'agit de l'une des rares applications pour lesquelles nous disposons des deux bases nécessaires à notre démarche, à savoir la base de cas et la base de connaissances.

Cette application comprend les deux sources de connaissances :

- Une base de connaissances intégrant 89 diagnostics décrits par le biais de 33 paramètres ayant 206 modalités. Les relations (diagnostic \Rightarrow modalité) sont associées aux termes linguistiques suivants : {*jamais*, *exceptionnel 2*, *exceptionnel 1*, *rare 2*, *rare 1*, *habituel 2*, *habituel 1*, *toujours*} ;
- Une base de cas comportant 4450 lésions endoscopiques décrites par les mêmes 33 paramètres utilisés dans la base de connaissances. Dans notre étude, chaque lésion représente un cas.

En considérant le formalisme détaillé dans ce travail, la base de connaissances endoscopiques de l'expert est transformée, dans un premier temps, en une base de connaissances possibilistes permettant d'appliquer, dans un second temps les testes de validation sur l'ensemble des démarches et des mécanismes de raisonnement que nous avons développé.

5.5.1. Stratégie de validation

La démarche proposée pour la validation des différents concepts proposés est réalisée en trois phases :

- a. La validation du processus de recherche de cas similaires ;
- b. La validation du processus de recherche de diagnostics potentiels ;
- c. Etude de la cohérence des connaissances issues d'une base de cas et d'une base de connaissances.

5.5.1.1. Recherche des cas similaires

Pour évaluer les performances du système proposé par rapport au premier scénario d'application, c'est-à-dire, la recherche des cas similaires à un cas cible non diagnostiqué, considérons la base de cas : $\mathcal{B} = \{B_1, B_2, \dots, B_{4450}\}$.

L'algorithme d'évaluation des performances consiste à construire un tableau binaire de performance $\{\text{Perf}[k,n]\}_{k=1,\dots,10, n=1,\dots, 4450}$ ($\text{Perf}[k,n] \in \{0,1\}$) comportant 10 lignes et 4450 colonnes. La colonne « n » correspond au n^{ième} cas, B_n , $n = 1, 2, \dots, 4450$, de la base de cas. Les dix lignes désignent les 10 premiers cas similaires identifiés dans la base de cas.

Pour chaque cas considéré de la base, les dix premiers cas les plus similaires seront extraits de la base de cas ainsi que leurs diagnostics associés (le nombre de dix cas est choisi d'une façon empirique).

L'information contenue dans ce tableau de performance est la suivante :

- $\text{Perf}[k, n] = 1$ si et seulement si le diagnostic associé aux cas similaires de rang 1, 2, ..., k-1 et k, est en parfait accord avec le véritable diagnostic du n^{ième} cas ;
- $\text{Perf}[k, n] = 0$ sinon.

Un exemple illustratif d'un tel tableau de performances binaires est donné dans Tab.5.1.

Tab. 5.1 : Tableau des performances binaires

	B_{n1}	B_{n2}	B_{n3}	B_{n4}	...	Pourcentage
Cas similaire 1	0	1	1	1	...	$\tau_1 = \text{Nombre de '1'}/N$
Cas similaire 2	0	0	1	1	...	τ_2
Cas similaire 3	0	0	0	1	...	τ_3
Cas similaire 4	0	0	0	1	...	τ_4
Cas similaire 5	0	0	0	1	...	τ_5
Cas similaire 6	0	0	0	1	...	τ_6
Cas similaire 7	0	0	0	1	...	τ_7
Cas similaire 8	0	0	0	1	...	τ_8
Cas similaire 9	0	0	0	1	...	τ_9
Cas similaire 10	0	0	0	1	...	τ_{10}

Dans ce tableau :

- $\text{Perf}[1, n_1] = 0$: le premier cas similaire au cas B_{n1} a un diagnostic différent à celui du cas n_1 ;
- $\text{Perf}[1, n_2] = 1$: le premier cas similaire au cas B_{n2} a un diagnostic à celui du cas n_2 , mais le deuxième cas similaire a un diagnostic différent de celui du cas n_2 ;

- Perf[1, n₃] = 1 et Perf[2, n₃] = 1 : Les deux premiers cas similaires au cas B_{n₃} ont le même diagnostic que celui du cas n₃, mais le troisième cas similaire a un diagnostic différent de celui du cas n₃ ;
- etc.

A partir du tableau de performances, nous pouvons extraire un certain nombre de mesures concernant les taux de reconnaissance liés aux cas issus de la base de cas. En effet, si N représente le nombre de cas enregistrés dans la base de cas, alors τ_k défini par

$$\tau_k = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \text{Perf}[k, n] \quad (5.1)$$

désigne le taux de reconnaissance de cas au rang k. Pour k = 1, τ_1 représente le taux où le premier cas similaire a le même diagnostic que celui du cas cible, τ_2 représente le taux où les deux premiers cas similaires ont le même diagnostic que celui du cas cible, etc.

Par conséquent, l'algorithme d'évaluation sera résumé par :

Pour n = 1 **jusqu'au** n = 4450 **Faire** (n : désigne le cas cible considéré)

1. Calculer la similarité : Ind(B_n – B_j), pour j = 1, ..., 4450 (j ≠ n) ;
2. Ordonnancer l'ensemble des cas de la base de cas, dans un ordre décroissant en fonction de l'indice de confiance : Ind(B_n – B_j) = Π(B_n – B_j) + N(B_n – B_j) – 1 ;
3. Extraire les dix premiers cas de la liste ordonnancée issue de l'étape précédente ;
4. Analyser les diagnostics associés aux 10 cas extraits de l'étape précédente et mettre à jour la n^{ième} colonne du tableau Perf[.,.].

Fin

Les résultats de l'application de cet algorithme d'évaluation sur la base des cas endoscopiques sont donnés dans le tableau Tab.5.2. Ces résultats sont donnés, en termes de taux de reconnaissance τ_k pour k = 1, 2, ..., 10, en considérant différentes approches pour la définition de la similarité entre deux cas :

- *Approche classique* : la similarité est définie sans exploiter la base de connaissances ;
- *Approche (indirecte, Zadeh)* : la similarité est définie en exploitant, d'une façon conjointe, le cas issu de la base de cas (et pour lequel nous connaissons le diagnostic) ainsi que la base de connaissances *indirecte* et en considérant la définition de la possibilité conditionnelle de *Zadeh* ;

- *Approche (couple, Zadeh)* : la similarité est définie en exploitant d'une façon conjointe le cas issu de la base de cas ainsi que la base de connaissances *couple* et en considérant la définition de la possibilité conditionnelle de *Zadeh* ;
- *Approche (indirecte, Nguyen)* : la similarité est définie en exploitant d'une façon conjointe le cas issu de la base de cas ainsi que la base de connaissances *indirecte* et en considérant la définition de la possibilité conditionnelle de *Nguyen* ;

Approche (couple, Nguyen) : la similarité est définie en exploitant d'une façon conjointe le cas issu de la base de cas ainsi que la base de connaissances *couple* et en considérant la définition de la possibilité conditionnelle de *Nguyen*.

Tab. 5.2 : Résultats d'évaluation sur la base de cas endoscopiques

Cas similaire	Raisonnement par similarité Classique	Raisonnement par similarité en exploitant les connaissances possibilistes			
		Indirecte, Zadeh	Couple, Zadeh	Indirecte, Nguyen	Couple, Nguyen
Cas similaire 1	79%	95%	95%	95%	95%
Cas similaire 2	60%	92%	93%	92%	92%
Cas similaire 3	49%	90%	91%	90%	90%
Cas similaire 4	42%	88%	88%	88%	88%
Cas similaire 5	36%	85%	86%	85%	86%
Cas similaire 6	31%	82%	83%	82%	83%
Cas similaire 7	28%	80%	80%	80%	81%
Cas similaire 8	25%	77%	78%	77%	78%
Cas similaire 9	23%	75%	76%	75%	76%
Cas similaire 10	21%	72%	73%	72%	74%

Par exemple, le taux de reconnaissance de cas τ_1 est égal à 95% dans toutes les situations exploitant les connaissances possibilistes liées à la base de connaissances, tandis qu'il est égal à 79% dans la situation *classique*. De même, le taux de reconnaissance au rang « 2 » est égal à 92% dans la situation (*indirecte, Zadeh*) tandis qu'il est égal à 60% dans la situation *classique*, etc.

De plus, et d'une façon générale, les performances de l'approche conjointe (exploitant la base de connaissances possibilistes) en termes de taux de reconnaissance de rang « k », pour tous les rangs considérés, sont toujours supérieures aux performances de l'approche classique mesurant la similarité en se basant seulement sur la mesure directe entre cas (i.e. n'exploitant pas les connaissances possibilistes de la base des connaissances). Néanmoins, les performances obtenues en exploitant la base de connaissances sont très proches et rien ne favorise une approche par rapport aux autres.

5.5.1.2. Recherche des diagnostics potentiels

Rappelons que le deuxième scénario d'application, que nous considérons, consiste à comparer un cas non diagnostiqué, observé par le médecin, avec les connaissances médicales données par l'expert, et liées aux différents diagnostics, afin d'obtenir le classement des diagnostics potentiels associés au cas observé. Dans ce paragraphe, nous proposons d'évaluer le système d'aide au diagnostic proposé dans le contexte de ce scénario d'application. Deux modes d'évaluation sont proposés : une évaluation des performances en termes de taux de reconnaissance, et une évaluation en termes de qualité des décisions prises.

5.5.1.2.1. L'évaluation en termes de taux de reconnaissance

La confrontation entre un cas cible, B , et un diagnostic D_m , $m = 1, 2, \dots, M$, représenté dans la base de connaissances possibilistes est réalisée en estimant un couple de mesures possibilistes : $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$. C'est en fonction de ces couples possibilistes qu'un critère décisionnel est appliqué en vue d'ordonner l'ensemble des diagnostics en fonction de leur « compatibilité » pour qu'ils soient les solutions correspondantes au cas cible considéré.

Considérons un cas cible B , issu de la base de cas et pour lequel le diagnostic associé est D_m . En fonction du couple possibiliste obtenu par raisonnement à base de classification, nous distinguons cinq cas de figure :

- **Diagnostic Trouvé** : le diagnostic D_m est dit trouvé si $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)] \neq [0, 0]$. Ceci signifie que le diagnostic D_m constitue un diagnostic potentiel pour le cas B . Dans notre évaluation, le terme « **Trouvé** » désignera le nombre de cas pour lesquels le bon diagnostic est trouvé ;
- **Diagnostic Unique** : le diagnostic D_m est dit unique si seul le couple $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)]$ est différent de $[0, 0]$. Ceci signifie que le diagnostic D_m constitue le seul diagnostic potentiel pour le cas B . Dans notre évaluation, le terme « **Unique** » désignera le nombre de cas pour lesquels le bon diagnostic est l'unique diagnostic trouvé ;
- **Premier Diagnostic** : le diagnostic D_m est dit premier s'il fait partie des diagnostics trouvés, et en plus, le critère d'ordonnement place ce diagnostic comme étant le premier dans la liste des diagnostics trouvés. Dans notre évaluation, le terme « **Premier** » désignera le nombre de cas pour lesquels le bon diagnostic est le premier des diagnostics trouvés ;
- **Diagnostic Autre** : le diagnostic D_m est dit diagnostic autre s'il fait partie des diagnostics trouvés sans qu'il soit le premier dans la liste ordonnée des diagnostics trouvés. Dans notre évaluation, le terme « **Autre** » désignera le nombre de cas pour lesquels le bon diagnostic est trouvé en tant que diagnostic autre ; et finalement
- **Diagnostic Erroné** : le diagnostic D_m est dit diagnostic erroné si $[N(D_m|B), \Pi(D_m|B)] = [0, \Pi > 0]$. Ce cas particulier est introduit ici à cause de son importance lorsque la nécessité

maximale est utilisée comme critère d'ordonnement. Dans notre évaluation, le terme « **Erreur** » désignera le nombre de cas pour lesquels le bon diagnostic est erroné.

En considérant la base de lésions endoscopiques $\mathbf{B} = \{B_n, n = 1, 2, \dots, 4450\}$ contenant 4450 lésions appartenant aux 89 diagnostics différents (50 lésions représentent chaque diagnostic), la stratégie d'évaluation est appliquée en utilisant les trois formes de bases de connaissances possibilistes : *directe*, *indirecte*, et *couple*. Chaque base de connaissances est réalisée en utilisant les deux définitions retenues de la possibilité conditionnelle (la définition de *Zadeh* et la définition de *Nguyen*) et ceci pour les critères d'ordonnement suivants : la mesure de nécessité maximale, la mesure de possibilité maximale et l'indice de confiance maximal.

Les résultats obtenus pour les différentes situations sont présentés dans les tableaux Tab.5.3 et Tab.5.4.

Tab. 5.3 : de reconnaissance par les approches (*directe*, *indirecte*, *couple*) & définition de *Zadeh*

	N(D _m B _n)			Π(D _m B _n)			Ind(D _m B _n)		
	Appr. <i>directe</i>	Appr. <i>indirecte</i>	Appr. <i>couple</i>	Appr. <i>directe</i>	Appr. <i>indirecte</i>	Appr. <i>couple</i>	Appr. <i>directe</i>	Appr. <i>indirecte</i>	Appr. <i>couple</i>
Trouvé	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
Unique	74.22%	88.8%	61.24%	0.2%	61%	61.24%	0.2%	61.24%	61.24%
Premier	0%	0%	38.76%	91%	31%	35.93%	91%	27.75%	35.93%
Autre	0%	0%	0%	8.8%	8%	2.83%	8.8%	11.19%	2.83%
Erreur	25.78%	11.2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%

Tab. 5.4 : Taux de reconnaissance par les approches (*directe*, *indirecte*, *couple*) & définition de *Nguyen*

	N(D _m B _n)			Π(D _m B _n)			Ind(D _m B _n)		
	Appr. <i>directe</i>	Appr. <i>indirecte</i>	Appr. <i>Couple</i>	Appr. <i>directe</i>	Appr. <i>indirecte</i>	Appr. <i>couple</i>	Appr. <i>directe</i>	Appr. <i>indirecte</i>	Appr. <i>Couple</i>
Trouvé	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%	100%
Unique	74.31%	88.8%	61.24%	0.2%	61.24%	61.24%	0.2%	61.24%	61.24%
Premier	0%	0%	36%	91%	30.81%	38.76%	91%	30.81%	36%
Autre	0%	0%	3%	8.8%	7.96%	0%	8.8%	7.96%	3%
Erreur	25.69%	11.2%	0%	0%	0%	0%	0%	0%	0%

Nous remarquons que les taux de reconnaissance associés au groupe de diagnostics appelé « **Trouvé** » est toujours 100% et ceci quelque soit la définition de la possibilité conditionnelle utilisée (*Zadeh* ou *Nguyen*) et pour les trois critères d'ordonnement considérés. Ceci montre que le bon diagnostic se produit toujours comme une solution potentielle au cas cible considéré.

Pour les autres groupes, nous remarquons que les résultats obtenus par les deux approches proposées (l'approche *indirecte* et l'approche *couple*) sont meilleurs que ceux obtenus par l'approche *directe* et ceci quelque soit le critère de décision considéré.

A titre d'exemple, en considérant le critère de la nécessité maximale, le taux de reconnaissance du groupe « **Unique** » en utilisant l'approche *indirecte* est de 88.8%, tandis que ce taux est égal à 74.22% pour l'approche *directe*. En considérant la mesure de possibilité (ou l'indice de confiance) maximale comme critère d'ordonnement, nous remarquons que le taux de reconnaissance le plus élevé obtenu par l'approche directe est celui du groupe « **Premier** » et égale à 91%. Mais ce taux obtenu par les deux approches proposées est celui du groupe « **Unique** ».

Notons aussi que les approches proposées produisent un diagnostic « **Unique** » dans environ 61% des cas. Ce résultat est fort intéressant car il apporte au médecin un certain degré de confiance dans le diagnostic proposé. Lorsque le diagnostic proposé est unique, le médecin saura que ce diagnostic n'est pas erroné et qu'il est associé à fort niveau de confiance.

Finalement, nous remarquons aussi que l'approche *couple* est celle qui produit le bon diagnostic en tant que seule solution ou le premier diagnostic dans la liste ordonnancée.

5.5.1.2.2. L'évaluation en termes de qualité de décision

La question de la qualité de décision est une question fondamentale dans tous les systèmes d'aide à la décision, et en particulier dans les systèmes d'aide au diagnostic où l'utilisateur doit disposer d'une information liée à la qualité des diagnostics proposés par le système.

Notre stratégie d'évaluation propose d'exploiter la distance entre les deux diagnostics potentiels les plus vraisemblables, comme élément d'indication permettant d'apprécier la qualité de décision. La démarche que nous proposons sera appliquée sur la même base de cas endoscopiques $\mathcal{B} = \{B_1, B_2, \dots, B_{4450}\}$ comportant 4450 lésions appartenant aux 89 diagnostics différents. L'algorithme d'évaluation peut être résumé comme suit :

Pour Les deux définitions (*Zadeh & Nguyen*) de la possibilité conditionnelle **Faire**

Pour Chacune des approches : *Directe*, *Indirecte* et *Couple* **Faire**

Pour $n = 1$ **jusqu'au** $n = 4450$ **Faire** (n : désigne le cas cible considéré)

1. Calculer le couple possibiliste $[N(D_m|B_n), \Pi(D_m|B_n)]$ pour tous les diagnostics, D_m , $m = 1, \dots, M$, de la base de connaissances ;
2. Ordonner l'ensemble des cas de la base de cas, dans un ordre décroissant en fonction des trois critères : nécessité maximale, possibilité maximale et indice de confiance maximal ;

3. Identifier l'ensemble des cas pour lesquels le bon diagnostic (i.e. le vrai diagnostic du cas cible considéré, qui est contenu dans la base de cas) est le premier diagnostic potentiel obtenu par chacun des trois critères d'ordonnement utilisés ;
4. Calculer, pour chaque cas obtenu de l'étape précédente, la distance entre les deux premiers diagnostics potentiels (le bon diagnostic et le diagnostic qui le suit directement).

Fin**Fin****Fin**

A l'issue de l'application de l'algorithme précédent, les distances obtenues par l'approche *directe* sont comparées à celles obtenues par l'une des deux approches proposées (*indirecte* ou *couple*).

Trois sous-groupes de cas sont ainsi formés :

- Sous groupe nommé « **Supérieur** » : Ce sous groupe est formé des cas pour lesquels la distance calculée par l'approche proposée (*indirecte* ou *couple*) est supérieure à celle calculée par l'approche *directe* ;
- Sous groupe nommé « **Egal** » : Ce sous groupe est formé des cas pour lesquels la distance calculée par l'approche proposée (*indirecte* ou *couple*) est égale à celle calculée par l'approche *directe* ; et
- Sous groupe nommé « **Inférieur** » : Ce sous groupe est formé des cas pour lesquels la distance calculée par l'approche proposée (*indirecte* ou *couple*) est inférieure à celle calculée par l'approche *directe*.

Les résultats obtenus en mesurant la « taille » des sous groupes : **Supérieur**, **Egal** et **Inférieur**, et ceci pour chaque situation en utilisant la définition de *Zadeh* (resp. *Nguyen*) sont présentés dans les tableaux 5.5 et 5.6 (resp. les tableaux 5.7 et 5.8).

Tab. 5.5 : Résultats obtenus par les approches, *directe* et *indirecte*, en considérant la possibilité conditionnelle de *Zadeh*

<i>Indirecte, Directe</i> (<i>Zadeh</i>)	Distance		
	$N(D_m B_n)$	$\Pi(D_m B_n)$	$Ind(D_m B_n)$
Supérieur	3070/3207= 95.73%	3507/3776= 92.88%	3507/3776= 92.88%
Egal	8/3207= 0.25%	116/3776= 3.07%	116/3776= 3.07%
Inférieur	129/3207= 4.02%	153/3776= 4.05%	153/3776= 4.05%

Tab. 5.6 : Résultats obtenus par les approches, *directe* et *couple*, en considérant la possibilité conditionnelle de *Zadeh*

<i>Couple, Directe</i> (<i>Zadeh</i>)	Distance		
	$N(D_m B_n)$	$\Pi(D_m B_n)$	$Ind(D_m B_n)$
Supérieur	50/3299= 1.52%	2497/4043= 61.76%	2739/3991= 68.63%
Egal	3164/3299= 95.91%	663/4043= 16.4%	380/3991= 9.52%
Inférieur	85/3299= 2.58%	883/4043= 21.84%	872/3991= 21.58%

Tab. 5.7 : Résultats obtenus par les approches, *directe* et *indirecte*, en considérant la possibilité conditionnelle de *Nguyen*

<i>Indirecte, Directe</i> (<i>Nguyen</i>)	Distance		
	$N(D_m B_n)$	$\Pi(D_m B_n)$	$Ind(D_m B_n)$
Supérieur	3070/3207= 95.73%	3507/3776= 92.88%	3507/3776= 92.88%
Egal	8/3207= 0.25%	116/3776= 3.07%	116/3776= 3.07%
Inférieur	129/3207= 4.02%	153/3776= 4.05%	153/3776= 4.05%

Tab. 5.8 : Résultats obtenus par les approches, *directe*, et *couple*, en considérant la possibilité conditionnelle de *Nguyen*

<i>Couple, Directe</i> (<i>Nguyen</i>)	Distance		
	$N(D_m B_n)$	$\Pi(D_m B_n)$	$Ind(D_m B_n)$
Supérieur	26/3270= 1.52%	2497/4043= 61.76%	2800/3947= 68.63%
Egal	0/3270= 0%	663/4043= 16.4%	284/3947= 7.2%
Inférieur	3244/3270= 99.2%	883/4043= 21.84%	863/3947= 21.86%

En comparant les deux approches *directe* et *indirecte* (Tab.5.5 et Tab.5.7), nous remarquons que le taux le plus élevé est consacré au groupe « **Supérieur** » quelque soit le critère d'ordonnement utilisé (la mesure de nécessité maximale, la mesure de possibilité maximale ou l'indice de confiance maximal), et ceci quelque soit la définition considérée pour la possibilité conditionnelle (*Zadeh* ou *Nguyen*). Ceci signifie que la distance caractérisant la qualité des solutions proposées est plus élevée par l'approche proposée (*indirecte*) que celle obtenue par l'approche *directe*, quelque soit le critère de décision considéré. A titre d'exemple, ce taux est de 95.73% pour le critère de la nécessité maximale, 92.88% pour la possibilité maximale et l'indice de confiance maximal. Dans ce contexte, il est utile

aussi d'indiquer que le taux consacré au groupe « **Inférieur** » est faible et ne dépasse pas 4.05% comme (c'est montré dans les deux tableaux).

En comparant les deux approches *directe* et *couple* (Tab.5.6 et Tab.5.8), nous remarquons que le taux le plus élevé est celui du groupe « **Supérieur** » selon chacun des deux critères la mesure de possibilité maximale et l'indice de confiance maximal. Mais, selon le critère de la mesure de nécessité maximale, le taux le plus élevé est consacré au groupe « **Inférieur** », et ceci quelque soit la définition considérée de la possibilité conditionnelle (*Zadeh* ou *Nguyen*). En effet, ceci signifie que la distance (caractérisant la qualité des solutions proposées) est plus élevée dans l'approche proposée (*couple*) que celle dans l'approche *directe*, et ceci pour les deux seuls critères de la mesure de possibilité maximale et l'indice de confiance maximal. A titre d'exemple, ce taux est de 61.76% pour le critère de la possibilité maximale et de 68.63% pour le critère de l'indice de confiance maximal.

5.5.1.3. Etude de la cohérence entre la base de cas et la base de connaissances

Comme nous avons présenté dans le paragraphe 5.3.3, l'étude de la cohérence, entre deux bases peut être réalisée à plusieurs niveaux : le niveau paramètre où la cohérence des connaissances est étudiée paramètre par paramètre ; le niveau diagnostic où la cohérence des connaissances est étudiée diagnostic par diagnostic ; et le niveau global où la cohérence des connaissances est étudiée à l'échelle de l'ensemble des diagnostics.

Notre stratégie pour calculer la cohérence entre deux bases des connaissances représentant un même ensemble de diagnostics : $\mathbf{KB}_1 = \{ D_1^1, D_2^1, \dots, D_M^1 \}$ et $\mathbf{KB}_2 = \{ D_1^2, D_2^2, \dots, D_M^2 \}$ consiste à calculer la similarité entre les deux descriptions au niveau de chaque diagnostic D_i ($i = 1, 2, \dots, M$), la description D_i^1 issue de la base \mathbf{KB}_1 et le description D_i^2 issue de la base \mathbf{KB}_2 .

Nous proposons d'estimer cette similarité par la mesure Ψ qui représente la moyenne des mesures de nécessité et de possibilité de similarité entre les deux descriptions de chaque diagnostic.

Rappelons brièvement l'algorithme permettant d'évaluer les deux mesures de possibilité et de nécessité :

- Le couple possibiliste, au niveau de chaque paramètre P_g , $g = 1, 2, \dots, G$: $[N_g(D_i^1 | D_i^2), \Pi_g(D_i^1 | D_i^2)]$ est d'abord estimé. Cette estimation est réalisée en mesurant la similarité entre deux distributions de possibilités définies sur l'ensemble des modalités du paramètre P_g :

$$S_g^{i,1} = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \pi(v_j^g | D_i^1) \right); j=1, \dots, K_g \right\} \quad (5.2)$$

$$S_g^{i,2} = \left\{ \left(P_g, v_j^g, \pi(v_j^g | D_i^2) \right); j=1, \dots, K_g \right\} \quad (5.3)$$

où, $S_g^{i,1}$ (resp. $S_g^{i,2}$) représente la modélisation possibiliste sur l'ensemble des modalités du paramètre P_g conditionnellement à l'occurrence du diagnostic D_i^1 (resp. D_i^2). Les mesures de nécessité et de possibilité de similarité entre ces deux distributions de possibilité sont définies par :

$$\Pi_g(D_i^1 | D_i^2) = \Pi(S_g^{i,1}, S_g^{i,2}) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall v_j^g \in V_g : \pi(v_j^g | D_i^1) = \pi(v_j^g | D_i^2) \\ \max_{j=1}^{K_g} \left(\min \left(\pi(v_j^g | D_i^1), \pi(v_j^g | D_i^2) \right) \right) & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.4)$$

$$N_g(D_i^1 | D_i^2) = N(S_g^{i,1}, S_g^{i,2}) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall v_j^g \in V_g : \pi(v_j^g | D_i^1) = \pi(v_j^g | D_i^2) \\ \min_{j=1}^{K_g} \left(\max \left(\pi(v_j^g | D_i^1), 1 - \pi(v_j^g | D_i^2) \right) \right) & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.5)$$

- La moyenne, au niveau du paramètre P_g , des mesures de nécessité et de possibilité de similarité, $\Psi_g(D_i^1 | D_i^2)$ est ainsi évaluée :

$$\Psi_g(D_i^1 | D_i^2) = \frac{N_g(D_i^1 | D_i^2) + \Pi_g(D_i^1 | D_i^2)}{2} \quad (5.6)$$

Notons que la moyenne $\Psi_g(D_i^1 | D_i^2)$ est une mesure équivalente à l'indice de confiance, $\text{Ind}(D_i^1 | D_i^2)$ avec pour seul avantage qu'il s'agit d'une mesure sur l'intervalle $[0, 1]$ (au lieu de $[-1, +1]$).

A l'issue de cette étape, nous obtenons le vecteur de similarité suivant, de dimension G :

$$\{\Psi_1(D_i^1 | D_i^2), \Psi_2(D_i^1 | D_i^2), \dots, \Psi_G(D_i^1 | D_i^2)\}$$

Dans la stratégie que nous proposons, la quantité $\text{Coh}_g(D_i) = \Psi_g(D_i^1 | D_i^2)$ représentera la mesure de cohérence entre les deux descriptions possibilistes du diagnostic D_i , $i = 1, 2, \dots, M$, (issues des deux bases \mathbf{KB}_1 et \mathbf{KB}_2) et ceci au niveau du paramètre P_g ($g = 1, 2, \dots, G$).

- Au niveau de l'ensemble des paramètres, la mesure de cohérence $\text{Coh}(D_i)$ entre les deux descriptions possibilistes du diagnostic D_i , $i = 1, 2, \dots, M$ est ainsi obtenue en appliquant un opérateur de fusion des mesures de cohérence associées aux différents paramètres :

$$\text{Coh}(D_i) = \text{Fusion}_{g=1}^G \text{Coh}_g(D_i) \quad (5.7)$$

Cette étape aboutit, donc, au calcul d'un vecteur de cohérence de dimension M :

$$[\text{Coh}(D_1), \text{Coh}(D_2), \dots, \text{Coh}(D_M)]$$

- A partir du vecteur $[\text{Coh}(D_1), \text{Coh}(D_2), \dots, \text{Coh}(D_M)]$, la cohérence totale entre les deux bases de connaissances \mathbf{KB}_1 et \mathbf{KB}_2 , peut être calculée en appliquant l'un des opérateurs de fusion. A titre d'exemple, si on considère que la cohérence doit être vérifiée aux niveaux de tous les diagnostics, alors l'opérateur conjonctif *min* (i.e. Eq.5.8) peut être appliqué. En revanche, si nous considérons la cohérence pour au moins l'un des diagnostics, alors, l'opérateur de fusion disjonctif, *max* (i.e. Eq.5.9), pourra être appliqué.

$$\text{Coh}(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2) = \min_{i=1}^M \text{Coh}(D_i) \quad (5.8)$$

$$\text{Coh}(\mathbf{KB}_1, \mathbf{KB}_2) = \max_{i=1}^M \text{Coh}(D_i) \quad (5.9)$$

La figure 5.2 (resp. 5.3) représente la mesure de cohérence du diagnostic, *Tumeur_œsophage* (resp. *Varices_estomac*), obtenue au niveau de chaque paramètre.

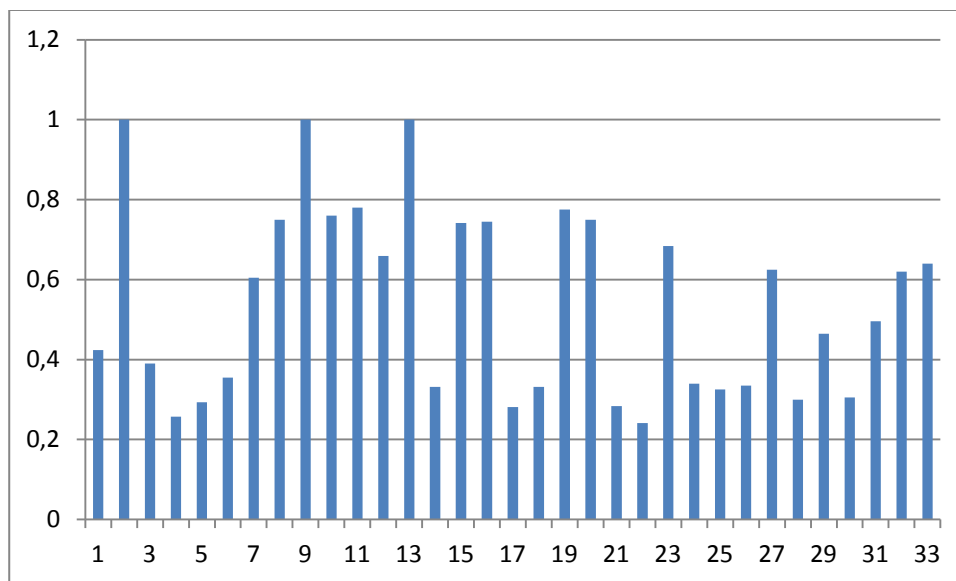


Fig. 5.2 : Mesure de cohérence au niveau des paramètres pour le diagnostic *Tumeur_œsophage*

$[\text{Coh}_1(\text{Tumeur_œsophage}), \dots, \text{Coh}_g(\text{Tumeur_œsophage}), \dots, \text{Coh}_G(\text{Tumeur_œsophage})]$

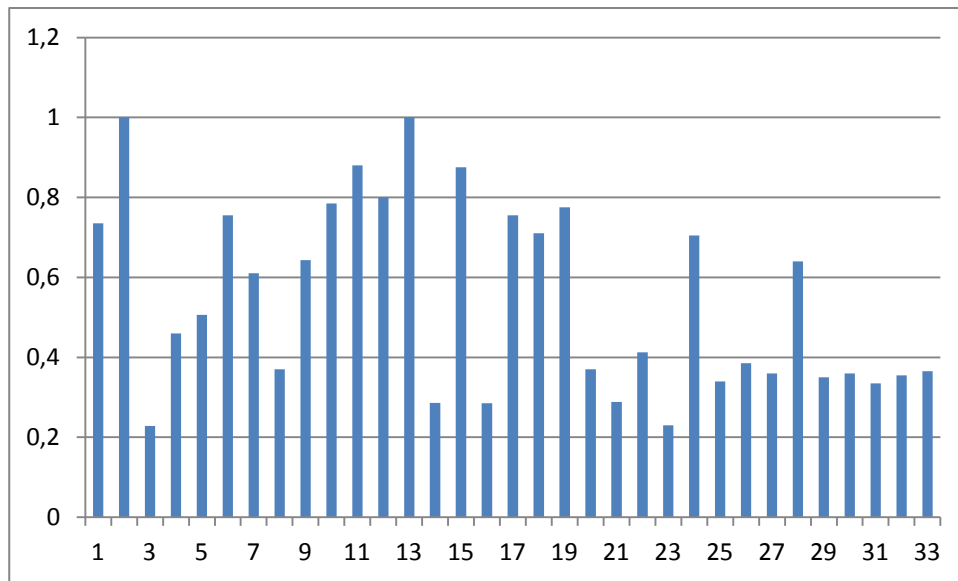


Fig. 5.3 : Mesure de cohérence au niveau des paramètres pour le diagnostic *Varices_estomac*

L'analyse de tels tableaux apporte, au médecin, une information de grande valeur à deux niveaux. D'abord, lorsque le médecin cherche à analyser, en termes de paramètres discriminants, la raison d'une incohérence constatée entre deux descriptions d'un même diagnostic ; et deuxièmement, lorsque le système d'aide au diagnostic propose un diagnostic jugé, par le médecin, comme étant aberrant (ce cas de figure peut se produire lorsque les paramètres discriminants pour ce diagnostic ne sont pas renseignés).

La figure 5.4 représente la mesure de cohérence de description des différents diagnostics, obtenue, au niveau d'un seul paramètre.

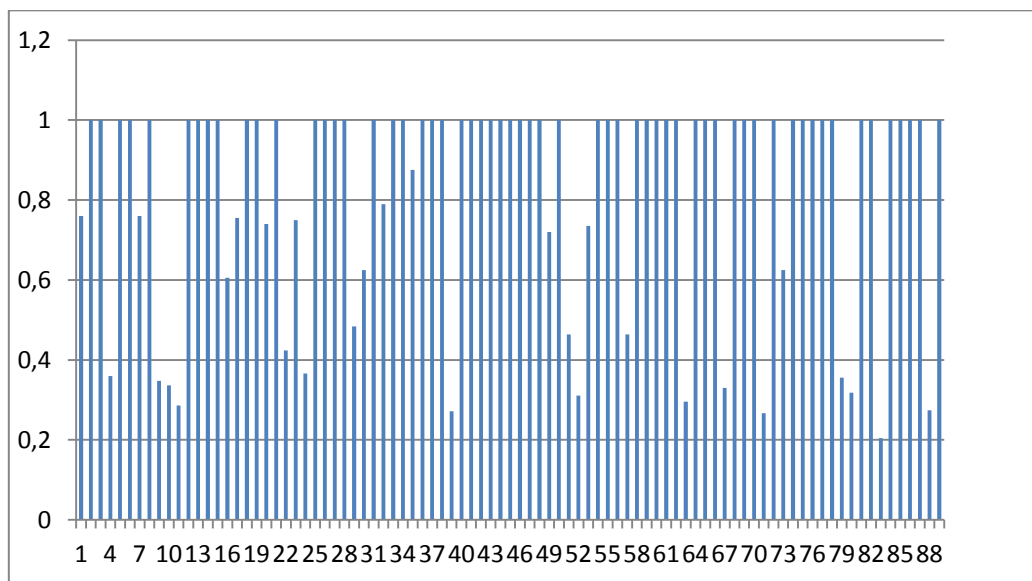


Fig. 5.4 : Cohérence entre les deux bases KB₁ et KB₂ au niveau de tous les paramètres

Cette figure apporte au médecin une vision globale de la cohérence dans la description de l'ensemble des diagnostics dans les deux bases de connaissances considérées. Les diagnostics possédant une mesure de cohérence « acceptable » par le médecin (par exemple, > 0.5), sont jugés compatibles. En revanche, les diagnostics ayant une faible mesure de cohérence doivent attirer l'attention du médecin sur les raisons de leurs incohérences (données manquantes, paramètres discriminants non considérés, etc.). La figure 5.5 représente la vision matricielle de la mesure de cohérence de tous les diagnostics obtenue au niveau de tous les paramètres.

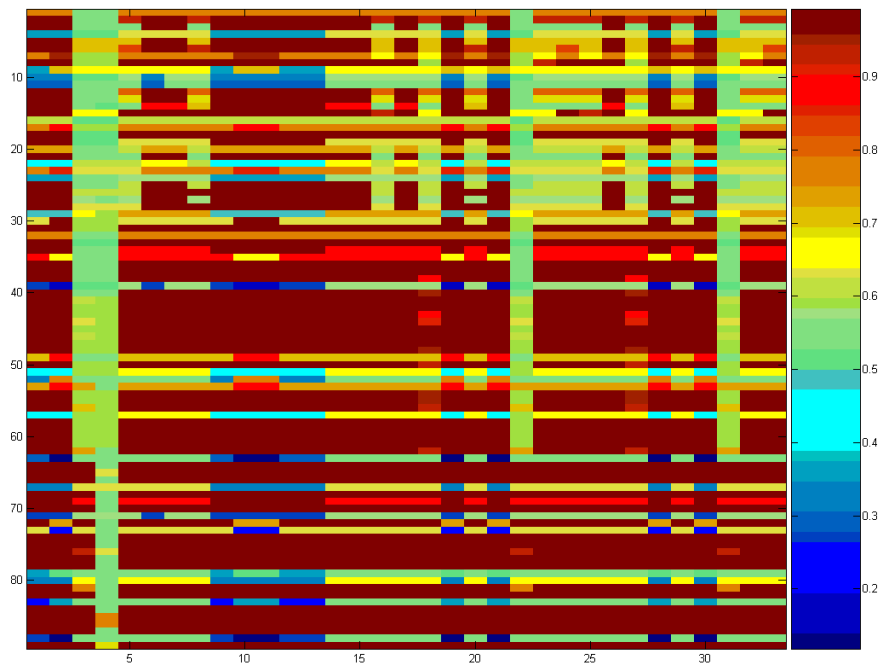


Fig. 5.5 : Mesure de cohérence, vision matricielle, de tous les diagnostics au niveau de tous les paramètres

Les figures 5.6, 5.7 et 5.8 représentent la mesure de cohérence de chaque diagnostic, obtenue, au niveau de l'ensemble des paramètres en utilisant respectivement *min*, *max*, *moyenne*, comme opérateurs pour fusionner les cohérences au niveau de chaque paramètre.

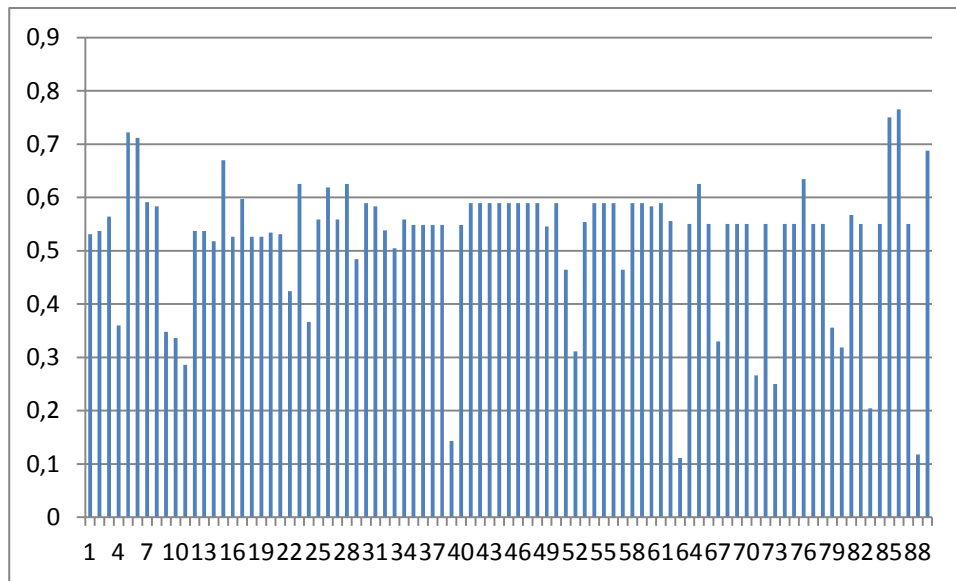


Fig. 5.6 : Cohérence entre les deux bases KB_1 et KB_2 au niveau de tous les paramètres (Opérateur de fusion : min)

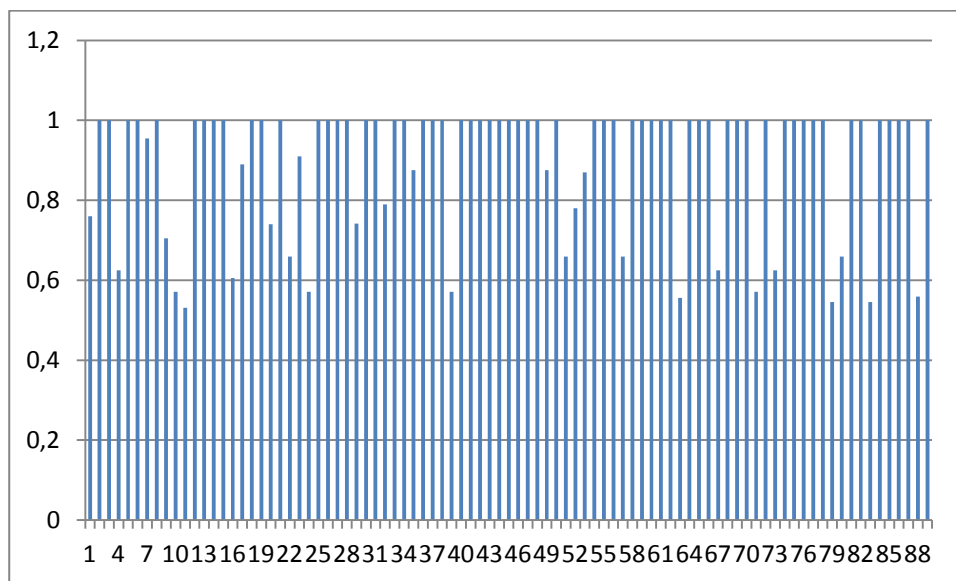


Fig. 5.7 : Cohérence entre deux bases KB_1 et KB_2 au niveau de tous les paramètres (Opérateur de fusion : max)

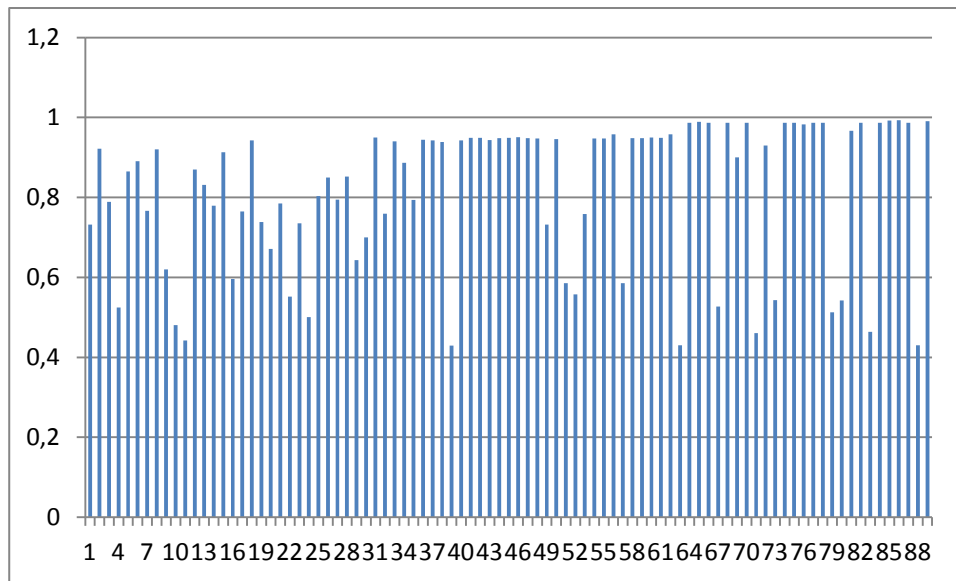


Fig. 5.8 : Cohérence entre deux bases KB_1 et KB_2 au niveau de tous les paramètres (Opérateur de fusion : *moyenne*)

5.6. Conclusion

Ce chapitre avait pour objectif de proposer une architecture globale du système d'aide au diagnostic médical. Cette architecture est constituée des trois composantes suivantes : la base de connaissances possibilistes (construite à partir de la base des connaissances médicales de l'expert), la base de cas déjà diagnostiqués et le mécanisme de raisonnement capable de répondre aux différents contextes de diagnostic médical déjà présentés dans le chapitre 4.

Après avoir détaillé chacune de ces composantes, les différents scénarii possibles à réaliser par le système proposé ont été expliqués. Ces scénarii comportent la recherche des cas similaires, la recherche des diagnostics potentiels et l'estimation de la cohérence entre la base de cas et la base de connaissances.

Ensuite, nous avons proposé une « première » structuration du rapport diagnostique, comportant les différentes sorties potentielles du système, organisée sur deux niveaux informationnels.

Une validation globale du système proposé est, ensuite, réalisée en appliquant les différents scénarii sur les deux bases endoscopiques.

Le scénario concernant la recherche des cas similaires à été testé pour les trois approches *classique*, *indirecte* et *couple*. Les résultats obtenus par les deux approches proposées (*indirecte* et *couple*) sont supérieurs à ceux obtenus par l'approche *classique*. Ceci confirme l'efficacité de notre proposition d'exploiter la base de connaissances afin d'estimer la similarité entre les cas.

Le scénario concernant la recherche des diagnostics potentiels à aussi été testé pour les trois approches *directe*, *indirecte* et *couple*. Les résultats obtenus par les deux approches proposées (l'approche *indirecte* et l'approche *couple*) sont avérés, aussi, meilleurs en termes du taux de reconnaissance et de la qualité des décisions prises, par rapport à ceux obtenus par l'approche *directe*.

Finalement, une analyse de la cohérence des connaissances issues de deux bases de connaissances est réalisée dans l'objectif de fournir au médecin des informations supplémentaires lui permettant d'apprécier la concordance des descriptions des différents diagnostics dans deux bases de connaissances.

Conclusion et Perspectives

Dans ce travail de recherche, nous nous sommes confrontés à la problématique de l'utilisation des connaissances médicales issues de l'expert et de la pratique médicale (i.e. les cas diagnostiqués) en vue de la conception de systèmes d'aide au diagnostic. Dans cet objectif, nous avons abordé les deux modes de raisonnement : le raisonnement par classification, exploitant les connaissances d'expert liées à un ensemble de diagnostics, et, le raisonnement par similarité, exploitant des connaissances pratiques de cas déjà diagnostiqués. Ces deux modes ont été considérés pour la conception et la mise-en œuvre d'un système d'aide au diagnostic.

L'hétérogénéité et l'imperfection de l'information médicale constituent la difficulté majeure rencontrée lors de l'étude et la conception d'un tel système. On doit faire face à cette difficulté au niveau de la modélisation des connaissances ainsi qu'au niveau des mécanismes de raisonnement à appliquer sur les différentes informations traitées.

La théorie des possibilités a été choisie comme cadre général permettant la conception et l'étude du système d'aide au diagnostic proposé. La capacité de cette théorie pour la représentation des connaissances et des informations hétérogènes et imparfaites, ainsi que les outils de raisonnement proposés par cette théorie (permettant le traitement de telles connaissances et informations), constituent les atouts essentiels justifiant le choix de cette théorie. Notons aussi que nous nous sommes limités à étudier l'application de la théorie des possibilités pour la conception d'un système d'aide au diagnostic médical et non de réaliser une étude comparative des performances de cette théorie par rapport aux autres approches potentielles telles que l'approche bayésienne ou l'approche évidentielle.

D'un point de vue applicatif, l'évaluation des performances du système proposé était réalisée dans le cadre d'une application endoscopique comportant deux bases : une base de connaissances d'expert (source théorique) et une base de cas de lésions (source pratique).

Dans le premier chapitre, le contexte général et la problématique (pour laquelle ce travail a été développé) ont été présentés. La notion de diagnostic médical et la démarche utilisée par le médecin, pour établir un diagnostic face à un cas patient donné, ont été brièvement exposées. Les deux modes de raisonnement, par classification et par similarité, qui sont particulièrement utilisés pour l'aide au diagnostic médical sont détaillés. Le schéma général d'un système d'aide au diagnostic intégrant les deux sources de connaissances (une base des connaissances et une base de cas) ainsi que ces deux modes de raisonnement est aussi présenté.

Le deuxième chapitre a été consacré à la présentation des différents concepts de la théorie des possibilités : la distribution de possibilité, les mesures de possibilité et de nécessité, les opérateurs de fusion d'informations possibilistes, les mesures d'incertitude, les critères de décision et les mesures de similarité. La notion des distributions de possibilité anormales a été particulièrement détaillée dans ce chapitre. En effet, la quasi-totalité des travaux existants se contentent de « normaliser » de telles distributions occultant ainsi un aspect informatif important véhiculé par ces distributions dans l'objectif de « respecter » certaines propriétés de dualité des mesures de possibilité et de nécessité. Après avoir détaillé les approches proposées pour la normalisation de ces distributions, nous avons proposé une étude comparative entre les approches de normalisation et les approches permettant de préserver l'aspect d'anormalité (en proposant de modifier « légèrement » certaines notions de base telle que la proposition de *D. Dubois* d'une nouvelle définition de la mesure de nécessité). Cette étude comparative a montré que la normalisation ne représente pas la solution optimale et que l'approche proposée par *Dubois* constitue une alternative plus efficace tout en préservant les sources informatives véhiculées par la distribution anormale.

Le troisième chapitre a été destiné à expliciter le modèle de représentation des connaissances médicales selon la vision d'un expert. Après un bref état de l'art des modèles de représentation exploitables par l'ordinateur, nous avons détaillé le modèle existant de représentation possibiliste, dit modèle *direct*, en mettant l'accent sur ses inconvénients et ses lacunes. Il s'agit, essentiellement, de traduire les connaissances de l'expert, liées aux relations Modalités (Paramètre) – Diagnostics, et qui sont exprimées via des termes linguistiques fréquentiels, en des degrés de possibilité. Cette approche néglige, donc, la nature fréquentielle de ces termes linguistiques. Afin de combler ces lacunes, deux modèles de représentation possibilistes, le modèle *indirecte* et le modèle *couple* ont été proposés. Le modèle *indirecte* consiste à introduire une étape intermédiaire permettant la transformation des termes linguistiques en des mesures approximatives de valeurs probabilistes, et transformer ensuite ces valeurs probabilistes en degrés de possibilité. En revanche, l'autre approche proposée, l'approche *couple*, consiste à faire une projection des termes linguistiques en des couples de mesures possibilistes délimitant ainsi les « vraies » valeurs probabilistes. La conclusion essentielle de ce troisième chapitre a été de confirmer la capacité des deux modèles proposés de remédier aux différentes lacunes observées dans le modèle *direct* en termes d'absence de la notion de conditionnalité, de l'aspect d'anormalité

(qui n'est pas toujours garantie dans la modélisation direct) et d'incohérence conceptuelle dans la transition directe de la description probabiliste en une description possibiliste.

Après avoir présenté les deux modèles possibilistes proposés, le quatrième chapitre a été consacré au problème d'exploitation de ces deux modèles et de les comparer par rapport au modèle *direct*, en considérant deux définitions de la possibilité conditionnelle : la définition proposée par *Zadeh* et celle proposée par *Nguyen*. Cette comparaison a été réalisée en fonction des différents contextes de diagnostic médical :

- Raisonnement par classification (permettant de fournir au médecin une liste ordonnée de diagnostics potentiels face à cas-patient) ;
- Raisonnement par similarité (permettant de fournir au médecin une liste ordonnée des cas les plus similaires à un cas-patient à diagnostiquer) ;
- Confrontation entre diagnostics apportant des informations liées à la cohérence et/ou l'éventuel conflit entre des diagnostics décrits dans une ou plusieurs bases de connaissances ;
- Confrontation entre une base de cas et une base de connaissances apportant au médecin des informations mesurant la cohérence entre deux bases de connaissances.

Nous avons démontré, dans ce chapitre que les deux modèles proposés, *indirect* et *couple*, apportent des résultats meilleurs que ceux du modèle *direct*, en termes d'ordonnement des solutions potentielles proposées, de la qualité de décision prise et de la facilité de discrimination des solutions proposées.

L'architecture conceptuelle globale du système d'aide au diagnostic a été proposée dans le dernier chapitre de ce mémoire. Les différents scénarii d'aide au diagnostic (qui peuvent être envisagés par le système) ainsi que les différents types d'informations à fournir au médecin, en sortie du système, ont été détaillés. La proposition d'une structuration hiérarchique de ces informations a été formulée en proposant la notion de rapport diagnostique. La dernière partie de ce chapitre a été consacrée pour l'évaluation des performances du système proposé en comparant les trois approches, *directe*, *indirecte* et *couple*, dans le scénario de recherche des diagnostics potentiels et en comparant les trois approches, *classique*, *indirecte* et *couple*, dans le scénario de recherche des cas similaires. Il a été clairement montré que les deux approches proposées *indirecte* et *couple* apportent des performances meilleures que celles de l'approche *directe* et *classique* en termes de taux de reconnaissance et de qualité de décision prise.

Après avoir synthétisé les différents travaux réalisés, l'apport de la théorie des possibilités pour la conception des systèmes d'aide au diagnostic médical est sans doute très prometteur et ouvre des perspectives très intéressantes. En effet, la capacité de cette théorie pour la modélisation et la représentation des connaissances médicales (souvent exprimées avec des termes linguistiques

représentant des concepts ambigus pour décrire des mesures fréquentielles), et les outils de raisonnement proposés par cette théorie sont parfaitement bien adaptés aux systèmes d'aide au diagnostic médical intégrant différentes sources de connaissances et différents modes de raisonnement.

De nombreuses perspectives sont ouvertes à partir de ce travail. En effet, l'une des difficultés majeures dans notre travail réside dans le fait que très peu de systèmes d'aide au diagnostic médical « disposent » d'une façon simultanée des deux sources de connaissances (une base de cas et une base de connaissances). Par conséquent, l'étude de la construction dynamique d'une source de connaissances pour des systèmes disposant de l'autre source de connaissances (une base de cas ou une base de connaissances) en exploitant les démarches que nous proposons, et essentiellement liées à l'étude de la cohérence des bases de connaissances, ouvre de nouvelles perspectives permettant l'évolution des systèmes existants d'aide au diagnostic.

Un aspect important qui n'a pas été abordé dans notre travail consiste à analyser la notion même d'un diagnostic médical, qui est un concept « hiérarchique ». En effet, dans notre travail, nous avons considéré qu'une lésion constitue un diagnostic final. Ceci peut être une hypothèse de départ, car en effet, une lésion n'est qu'un élément partiel que l'on doit intégrer avec d'autres éléments afin de formuler un diagnostic final. Par conséquent, cette dimension hiérarchique de formulation d'un diagnostic peut être étudiée via le concept des réseaux possibilistes généralisant l'ensemble des concepts étudiés dans notre travail.

Une autre perspective importante à analyser consiste à intégrer d'autres formes de connaissances médicales telles que les règles de production et les modèles probabilistes dans le même cadre possibiliste proposé dans notre étude.

Notons que le travail que nous avons proposé peut être directement généralisé à d'autres applications intégrant différentes sources de connaissances telle que la classification d'images, la reconnaissance de formes, etc.

Publications

Reuves acceptées

Mohammad Homam ALSUN, Laurent LECORNU, Clara LE GUILLOU, Basel SOLAIMAN, « *Possibilistic Medical Knowledge Representation Model* ». ISIF Journal of Advances in Information Fusion.

Mohammad Homam ALSUN, Laurent LECORNU, Basel SOLAIMAN, « *Raisonnement Possibiliste en Diagnostic Médical : Application au diagnostic de Lésions Endoscopiques* ». IRBM, Ingénierie et Recherche BioMédicale.

Reuves en cours

Mohammad Homam ALSUN, Laurent LECORNU, Basel SOLAIMAN, « *Comparative Study of Subnormal Possibility Distributions Approaches. Application to Medical Diagnosis Problem* ». IEEE Transactions on Fuzzy Systems.

Mohammad Homam ALSUN, Laurent LECORNU, Basel SOLAIMAN, « *A Prior Knowledge Based Similarity Estimation* ». IEEE Transactions on Fuzzy Systems.

Conférences

Mohammad Homam ALSUN, Basel SOLAIMAN, « *Possibilistic Retrieval in Case-Based Reasoning* ». Industrial Conférence on Data Mining, 12-14 July 2010, Berlin, Germany, 2010, pp. 144-156, ISBN 978-3-940501-15-8.

Mohammad Homam ALSUN, Laurent LECORNU, Basel SOLAIMAN, Clara LE GUILLOU, Jean Michel CAUVIN, « *Medical Diagnosis by Possibilistic Classification Reasoning* ». FUSION 2010:

13th Conference on Information Fusion, IEEE : 26-29 july 2010, Edinburgh, United Kingdom, 2010, ISBN 978-0-9824438-1-1.

Mohammad Homam ALSUN, Laurent LECORNU, Basel SOLAIMAN, « *Raisonnement Possibiliste en Diagnostic Médical : Application au diagnostic de Lésions Endoscopiques* ». TAIMA 2011: Conférence on Traitement et Analyse de l'Information Méthodes et Applications, IEEE : 3-8 octobre 2011, Hammamet, Tunisie, 2011, pp. 224-230, ISBN 978-9973-02-652-1.

Bibliographie

- [1] L. S. King, « What is a diagnosis? », *JAMA: The Journal of the American Medical Association*, vol. 202, n° 8, p. 714-717, nov. 1967.
- [2] J.-C. Sourmia, *Histoire du diagnostic en médecine*. Santé, 1995.
- [3] E. Lepage, M. Fieschi, R. Traineau, J. Gouvernet, et C. Chastang, « Système d'aide à la décision fondé sur un modèle de réseau bayésien application à la surveillance transfusionnelle », *Informatique et Santé*, vol. 5, p. 76-97.
- [4] R. A. Miller, « Computer-assisted diagnostic decision support: history, challenges, and possible paths forward », *Advances in Health Sciences Education*, vol. 14, p. 106, 2009.
- [5] G. Kong, D. L. Xu, et J. B. Yang, « Clinical decision support systems: a review on knowledge representation and inference under uncertainties », *International Journal of Computational Intelligence Systems*, vol. 1, n° 2, p. 159-167, 2008.
- [6] L. Aleksovska-Stojkowska et S. Loskovska, « Clinical decision support systems: medical knowledge acquisition and representation methods », in *Electro/Information Technology (EIT), 2010 IEEE International Conference on*, p. 1-6.
- [7] K. Kawamoto, C. A. Houlihan, E. A. Balas, et D. F. Lobach, « Improving clinical practice using clinical decision support systems: a systematic review of trials to identify features critical to success », *BMJ*, vol. 330, n° 7494, p. 765, avr. 2005.
- [8] I. Watson, « Is CBR a technology or a methodology? », in *Tasks and Methods in Applied Artificial Intelligence*, vol. 1416, A. Pasqual del Pobil, J. Mira, et M. Ali, Éd. Berlin/Heidelberg: Springer-Verlag, p. 525-534.
- [9] M. M. Richter et A. Aamodt, « Case-based reasoning foundations », *The Knowledge Engineering Review*, vol. 20, p. 203, mai 2006.
- [10] J. F. D. Paz, S. Rodríguez, J. Bajo, et J. M. Corchado, « CBR System for diagnosis of patients », 2008, p. 807-812.

- [11] I. Bichindaritz et C. Marling, « Case-based reasoning in the health sciences: What's next? », *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 36, p. 127-135, févr. 2006.
- [12] H. D. Burkhard et M. M. Richter, « On the notion of similarity in case based reasoning and fuzzy theory », *Soft computing in case based reasoning*, Springer-Verlag, London, 2000.
- [13] G. Gan, C. Ma, et J. Wu, *Data clustering: theory, algorithms, and applications*. SIAM, Society for Industrial and Applied Mathematics, 2007.
- [14] W. Pedrycz, *Knowledge-based clustering: from data to information granules*. John Wiley and Sons, 2005.
- [15] E. Pekalska et R. P. W. Duin, *The Dissimilarity representation for pattern recognition: foundations and applications*. World Scientific Pub Co Inc, 2005.
- [16] Z. El Balaa et T. Ralph, « Case-based decision support and experience management for ultrasonography », *In German Workshop on Experience Management. GWEM'03*, 2003.
- [17] Z. El Balaa, A. Strauss, et K. Maximini, « Fm-ultranet: a decision support system using case-based reasoning, applied to ultrasonography », *In Workshop on CBR in the Health Sciences*, vol. 37, p. 0-3, 2003.
- [18] I. Bichindaritz, C. Moinpour, E. Kansu, G. Donaldson, N. Bush, et K. M. Sullivan, « Case based reasoning for medical decision-support in a safety critical environment », in *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 2780, M. Dojat, E. T. Keravnou, et P. Barahona, Éd. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2003, p. 314-323.
- [19] I. Bichindaritz, « Solving safety implications in a case based decision-support system in medicine », 2003.
- [20] B. Chakraborty, S. S. Iyengar, P. Sood, V. Nabhi, et D. Ghosh, « Case based reasoning methodology for diagnosis of swine flu ».
- [21] J. M. Cauvin, C. Le Guillou, B. Solaiman, M. Robaszekiewicz, H. Gouérou, et C. Roux, « Diagnostic reasoning by classification in upper digestive tract endoscopy », in *Engineering in Medicine and Biology Society, 2000. Proceedings of the 22nd Annual International Conference of the IEEE*, 2000, vol. 1, p. 31-34.
- [22] D. Gamberger et al., « Medical knowledge representation within Heartfaid platform », *Proceedings of BIOSTEC*, p. 307-314, 2008.
- [23] N. Varachiu, C. Karanicolas, et M. Ulieru, « Computational intelligence for medical knowledge acquisition with application to glaucoma », in *Cognitive Informatics, 2002. Proceedings. First IEEE International Conference on*, 2002, p. 233-238.
- [24] W. Ceusters, B. Smith, et J. Flanagan, « Ontology and medical terminology: why description logics are not enough », in *Proceedings of TEPR*, 2003, vol. 10, p. 14.
- [25] M. A. Musen, Y. Shahar, et E. H. Shortliffe, « Clinical decision-support systems », *Biomedical Informatics*, p. 698-736, 2006.

- [26] M. Daniel, « Theoretical comparison of inference in CADIAC and MYCIN-like systems », *Tatra Mt. Math. Publ.*, vol. 16, n^o. 255, p. 255–272, 1999.
- [27] P. Hajek et J. J. Valdés, « An analysis of MYCIN-like expert systems », *Mathware & soft computing*, vol. 1, n^o. 1, p. 45–68, 2008.
- [28] D. P. Muino, « A probabilistic interpretation of the medical expert system CADIAG-2 ».
- [29] T. Kiseliova, « A theoretical comparison of disco and CADIAG-II-like systems for medical diagnoses », *KYBERNETIKA-PRAHA-*, vol. 42, n^o. 6, p. 723, 2006.
- [30] E. Raufaste, R. da Silva Neves, et C. Mariné, « Testing the descriptive validity of possibility theory in human judgments of uncertainty », *Artificial Intelligence*, vol. 148, p. 197-218, août 2003.
- [31] A. Dahabiah, J. Puentes, et B. Solaiman, « Possibilistic similarity estimation and visualization », in *Advances in Information Retrieval Theory*, Berlin, Heidelberg, 2009, vol. 5766, p. 273-280.
- [32] I. Gilboa, *Theory of decision under uncertainty*, 1^{er} éd. Cambridge University Press, 2009.
- [33] I. Jenhani, S. Benferhat, et Z. Elouedi, « Possibilistic similarity measures », in *Foundations of Reasoning under Uncertainty*, vol. 249, B. Bouchon-Meunier, L. Magdalena, M. Ojeda-Aciego, J.-L. Verdegay, et R. R. Yager, Éd. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2010, p. 99-123.
- [34] L. . Zadeh, « Fuzzy sets as a basis for a theory of possibility », *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 1, n^o. 1, p. 3-28, janv. 1978.
- [35] D. Dubois et H. Prade, *Possibility theory: an approach to computerized processing of uncertainty*. Kluwer Academic / Plenum Publishers, 1988.
- [36] C. Zins, « Conceptual approaches for defining data, information, and knowledge », *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, vol. 58, p. 479-493, févr. 2007.
- [37] B. Solaiman, R. Debon, F. Pipelier, J.-M. Cauvin, et C. Roux, « Information fusion, application to data and model fusion for ultrasound image segmentation », *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 46, p. 1171-1175, oct. 1999.
- [38] J. Jacod et P. Protter, *L'essentiel en théorie des probabilités*. Cassini, 2002.
- [39] M. S. Mouchaweh, M. S. Bouguelid, P. Billaudel, et B. Riera, « Variable probability-possibility transformation », *International Journal of Approximate Reasoning*.
- [40] P. Walley, « Measures of uncertainty in expert systems », *Artificial Intelligence*, vol. 83, p. 1-58, mai 1996.
- [41] A. P. Dempster, « Upper and lower probabilities induced by a multivalued mapping », *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 38, n^o. 2, p. 325-339, avr. 1967.
- [42] G. Shafer, *Mathematical theory of evidence*. Princeton Univ Pr, 1976.
- [43] L. . Zadeh, « Fuzzy sets », *Information and Control*, vol. 8, p. 338-353, 1965.
- [44] B. Bouchon-Meunier, *La logique floue et ses application*, 1^{er} éd. 1995.

- [45] A. Dahabiah, J. Puentes, et B. Solaiman, « Possibilistic ordination-based analysis of an imperfect database », in *IEEE/ACS International Conference on Computer Systems and Applications, 2009. AICCSA 2009*, 2009, p. 199-204.
- [46] K. Yamada et M. Honda, « A method of diagnostic using possibility theory », *9th Inter. Conf. on Industrial & Engineering Applications of Artificial Intelligence & Expert Systems*, p. 149-154, juin 1996.
- [47] A. Bolotin, « The Possibility distribution for the controlled bloodstream concentrations of any physiologically active substance », *PWASET*, p. 1307--6884.
- [48] F. Portet et A. Gatt, « Towards a possibility-theoretic approach to uncertainty in medical data interpretation for text generation », In *Proceeding of the Workshop on Knowledge Representation for Healthcare (KR4HC-2009)*, 2009.
- [49] G. J. Klir, *Uncertainty and information: foundations of generalized information theory*. John Wiley & Sons Inc, 2005.
- [50] D. Dubois, F. Esteva, L. Godo, et H. Prade, « Fuzzy-set based logics -- an history-oriented presentation of their main developments », in *The Many Valued and Nonmonotonic Turn in Logic*, vol. 8, North-Holland, 2007, p. 325-449.
- [51] B. Bouchon-meunier, « Uncertainty management in medical applications ».
- [52] K. Yamada, « Probability-possibility transformation based on evidence theory », in *IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference, 2001. Joint 9th*, 2001, vol. 1, p. 70-75 vol.1.
- [53] D. Dubois, H. Prade, et S. Sandri, « On possibility/probability transformations », *Proceeding of Fourth IFSA Conference*, p. 103--112, 1993.
- [54] D. Dubois, L. Foulloy, G. Mauris, et H. Prade, « Probability-possibility transformations, triangular fuzzy sets, and probabilistic inequalities », *Reliable computing*, vol. 10, n^o. 4, p. 273--297, 2004.
- [55] B. Solaiman, « Information fusion concepts. From information elements definition to the application of fusion approaches », *SPIE proceedings series*, vol. 4385, p. 205-212, avr. 2001.
- [56] D. Dubois et H. Prade, « La fusion d'informations imprécises », *Traitement du signal*, vol. 11, p. 447-458, 1994.
- [57] P. Walley et G. de Cooman, « Coherence of rules for defining conditional possibility », *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 21, n^o. 1, p. 63-107, mai 1999.
- [58] D. Dubois et H. Prade, « An alternative approach to the handling of subnormal possibility distributions: a critical comment on a proposal by Yager », *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 24, n^o. 1, p. 123-126, oct. 1987.
- [59] J. Recasens et J. Lawry, « Normalizing possibility distributions using t-norms », *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems*, vol. 11, p. 343--360, juin 2003.

- [60] A. Hunter et W. Liu, « Measuring the quality of uncertain information using possibilistic logic », in *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty*, vol. 3571, L. Godo, Éd. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2005, p. 415-426.
- [61] R. R. Yager, « A modification of the certainty measure to handle subnormal distributions », *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 20, p. 317–324, nov. 1986.
- [62] G. J. Klir, « On fuzzy-set interpretation of possibility theory », *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 108, n° 3, p. 263-273, déc. 1999.
- [63] R. R. Yager, « Similarity based specificity measures », *International Journal of General Systems*, vol. 19, n° 2, p. 91, 1991.
- [64] M. Higashi et G. Klir, « Measures of uncertainty and information based on possibility distributions », *International Journal of General Systems*, vol. 9, n° 1, p. 43-58, 1982.
- [65] S. Kikuchi, P. D. V. Perincherry, et P. D, « Handling uncertainty in large scale systems with certainty and integrity ».
- [66] L. Garmendia, R. R. Yager, E. Trillas, et A. Salvador, « On t-norms based measures of specificity », *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 133, p. 237–248, janv. 2003.
- [67] Y.F. Shi, L.H. He, et J. Chen, « Fuzzy pattern recognition based on symmetric fuzzy relative entropy », *Intelligent Systems and Applications*, vol. 1, p. 68-75, oct. 2009.
- [68] I. Jenhani, N. Ben Amor, Z. Elouedi, S. Benferhat, et K. Mellouli, « Information affinity: a new similarity measure for possibilistic uncertain information », in *Symbolic and Quantitative Approaches to Reasoning with Uncertainty*, vol. 4724, K. Mellouli, Éd. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2007, p. 840-852.
- [69] V. Perincherry, S. Kikuchi, et Y. Hamamatsu, « Uncertainties in the analysis of large-scale systems », in , *Second International Symposium on Uncertainty Modeling and Analysis, 1993. Proceedings*, 1993, p. 216-222.
- [70] D. Dubois et H. Prade, « Tolerant fuzzy pattern matching: an introduction », *Fuzziness in Database Management Systems*, p. 42–58, 1995.
- [71] D. Dubois, H. Prade, et C. Testemale, « Weighted fuzzy pattern matching », *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 28, n° 3, p. 313–331, déc. 1988.
- [72] F. Andres, N. Dessaigne, A. Kawtrakul, J. Martinez, N. Mouaddib, et K. Ono, « A flexible approach to retrieve medicinal plant images. », *National Institut of Informatics Journal*, n° 1, p. 23-31, déc. 2000.
- [73] H. Briand et S. Loiseau, « Modélisation des connaissances », *Nouvelles Technologies de l'Information*, p. octobre 2008.
- [74] T. Raimbault, H. Briand, D. Genest, R. Lehn, et S. Loiseau, « Une synthèse des modèles de représentation des connaissances à base de Graphes Conceptuels et OWL », 2008.
- [75] B. G. Buchanan, *Rule based expert systems: the Mycin experiments of the stanford heuristic programming project*. Addison-Wesley, 1984.

- [76] A.-S. Silvent, C. Garbay, P.-Y. Carry, et M. Dojat, « Rôle des données, informations et connaissances dans la construction de scénarios médicaux = Data information, knowledge, rules in medical scenario construction », *Revue d'intelligence artificielle*, 1987.
- [77] A. Kuper et M. D'Eon, « Rethinking the basis of medical knowledge », *Medical education*, vol. 45, n° 1, p. 36-43, janv. 2011.
- [78] P. Szolovits, « Uncertainty and decisions in medical informatics », *Methods of information in medicine*, vol. 34, n° 1-2, p. 111-121, mars 1995.
- [79] R. S. Christian, C. Schuh, et K.-peter Adlassnig, « Medical knowledge, fuzzy sets, and expert systems ».
- [80] J. H. Carter, « Clinical decision support systems », *E.S. Berner, Ed.*, p. 169--198, 1999.
- [81] J.-M. Cauvin, C. Le Guillou, B. Solaiman, M. Robaszekiewicz, P. Le Beux, et C. Roux, « Computer-assisted diagnosis system in digestive endoscopy », *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on*, vol. 7, n° 4, p. 256-262, déc. 2003.
- [82] R. S. Ledley et L. B. Lusted, « Reasoning foundations of medical diagnosis: symbolic logic, probability, and value theory aid our understanding of how physicians reason », *Science*, vol. 130, n° 3366, p. 9-21, juill. 1959.
- [83] F. Steimann et K.-p Adlassnig, « Fuzzy medical diagnosis », 1998.
- [84] K.-P. Adlassnig, « Fuzzy set theory in medical diagnosis », *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 16, n° 2, p. 260-265, mars 1986.
- [85] E. Sanchez, « Medical diagnosis and composite fuzzy relations », *Advances in Fuzzy Set Theory and Applications*, p. 437 -- 444, New York 1979.
- [86] K. Boegl, K.-P. Adlassnig, Y. Hayashi, T. E. Rothenfluh, et H. Leitich, « Knowledge acquisition in the fuzzy knowledge representation framework of a medical consultation system », *Artificial intelligence in medicine*, vol. 30, n° 1, p. 1-26, janv. 2004.
- [87] H. Leitich, K.-P. Adlassnig, et G. Kolarz, « Evaluation of two different models of semi-automatic knowledge acquisition for the medical consultant system CADIAG-II/RHEUMA », *Artificial intelligence in medicine*, vol. 25, n° 3, p. 215-225, juill. 2002.
- [88] N. H. Phuong et V. Kreinovich, « Fuzzy logic and its applications in medicine », *INTERNATIONAL JOURNAL OF MEDICAL INFORMATICS*, vol. 62, p. 2--3, 2001.
- [89] A. Dahabiah, J. Puentes, et B. Solaiman, « Digestive database evidential clustering based on possibility theory », in *Proceedings of the 8th WSEAS international conference on Artificial intelligence, knowledge engineering and data bases*, 2009, p. 212--217.
- [90] K. B. Waghlikar et A. W. Deshpande, « Fuzzy relation based modeling for medical diagnostic decision support: Case studies », *International Journal of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems*, vol. 12, n° 5, p. 319-326, janv. 2008.
- [91] J. Durkin, *Expert systems: design and development*, 1^{er} éd. Macmillan Coll Div, 1994.

- [92] Hung T. Nguyen, « Conditioning in possibility theory », in *1978 IEEE Conference on Decision and Control including the 17th Symposium on Adaptive Processes*, 1978, vol. 17, p. 1450-1453.
- [93] B. Bouchon-Meunier, C. Marsala, et M. Rifqi, *Uncertainty and intelligent information systems*. World Scientific, 2008.