

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

ÉCOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE
DÉPARTEMENT DE GÉNIE MINIER



PROJET DE FIN D'ÉTUDE POUR L'OBTENTION DU DIPLÔME
D'INGÉNIEUR D'ÉTAT EN GÉNIE MINIER

LA LOGIQUE FLOUE DANS LES MINES

RÉALISÉ PAR:

BENHARBA Yazid
LAROUÏ Slimane

DIRIGÉ PAR :

Dr. OMRACI.Kamel

Promotion 2013

الهدى

اولا وقبل كل شيء احمد المولى
عز وجل الذي يسر لنا ووفقنا لإتمام
هذا العمل ، فله الحمد والشكر
أهدي تحياتي:

الى اعز ما املك في الدنيا ...والذي الكريمين
الذين ربياني وتعبا من أجلي و سعيًا لإسعادي
طيلة حياتي حفظهما الله و بارك لهما في
أعمارهما.

الى اخوتي واختاي والى كل أفراد عائلة
بن حربة و حربة كبيرهم وصغيرهم.

الى اعز أصدقاء عرفتهم في الجامعة
وفي حياتي كلها .. بلال بن بليل..
امين بن بوراس .. مصعب بونابي...
حكيم بو عبدالله ويوسف بن محمد .
الى اعز اخوين كانا كالنور الذي أضاء
درب حياتي ...سمير سماحي و اسماعيل قدي

الى كل اخواني في الاتحاد العام الطلابي الحر
..فرع المدارس العليا الحراش
و في جمعية المعرفة العلمية.

أخوكم يزيد بن حربة



dedicace

*Je dédie ce modeste
travail à :*

*Ma très chère mère
et à mon père*

*A mes frères et à mes
soeurs Phirifa, Amar,*

Somia, Zadiidja,

Hend et Zoubida.

Toute ma famille

A tous ce qui m'ont

aidé de près ou de loin...

Slimane

قال الله تعالى:

سَنُرِيهِمْ ءَايَاتِنَا فِي الْأَفَاقِ وَفِي أَنفُسِهِمْ حَتَّىٰ يَتَبَيَّنَ لَهُمْ أَنَّهُ الْحَقُّ ۗ أَوَلَمْ يَكْفِ بِرَبِّكَ أَنَّهُ عَلَىٰ كُلِّ شَيْءٍ شَهِيدٌ ﴿٥٢﴾ أَلَا إِنَّهُمْ فِي مَرِيعَةٍ مِّن لِّقَاءِ رَبِّهِمْ
أَلَا إِنَّهُ بِكُلِّ شَيْءٍ مُّحِيطٌ ﴿٥٣﴾

REMERCIEMENT

Nous remercions Allah, le tout puissant. Pour nous avoir donné, le courage, la patience, la volonté, pour affronter toutes les difficultés et les obstacles, qui se sont hissés au travers de notre chemin, durant toutes nos années d'études.

Nous exprimons nos remerciements à notre promoteur Dr.OMRACI Kamel pour l'assistance qu'il nous a témoignée, pour sa disponibilité, pour sa gentillesse, pour ses conseils et orientations sans lesquels ce travail ne verra jamais le jour, qu'il trouve ici l'expression de notre gratitude

Nous tenons également à remercier Dr. Mohamed Aguid Bachar Assed, d'avoir accepté de présider le jury de ce modeste travail et aussi Dr.BERDOUDI Saïd d'avoir accepté d'examiner notre travail.

Nous remercions l'ensemble des enseignants qui nous ont suivis durant notre cycle d'étude, plus spécialement ceux du département Génie Minier.

Sans oublier, tous ceux qui nous ont aidés de près ou de loin.

ملخص:

إن العمل المقدم في هذه المذكرة يهدف الى إثبات إمكانية تطبيق تقنيات المنطق الغامض في المناجم. يرتكز المنطق الغامض على المجموعات الغامضة والتي تعتبر تعميما للمجموعات الكلاسيكية. فائدة المنطق الغامض تكمن في قدرته على معالجة عدم الدقة، التغير و الغموض. ظهر نتيجة لقدرة الانسان على اتخاذ القرار والتصريف بطريقة فطنة رغم الغموض المحيط بالمعلومات المتوفرة. بصفة عامة تطبيق المنطق الغامض في المناجم جعل سيرورة المراقبة أكثر سهولة و أكثر دقة ، وذلك فقط بواسطة بعض معلومات التي لها علاقة بالعناصر الأساسية الناتجة عن الخبرة المحققة من طرف المهندسين في الميدان والتي لا تتطلب ضرورة معرفة نظرية كبيرة ولا نمذجة معقدة. و بهذا الصدد قمنا بتمثيل ثلاث تطبيقات لهذه النظرية في ، وبالتحديد على إستقرار المنحدرات.

كلمات مفتاحية : المنطق الغامض ، منجم، المجموعات الغامضة، معلومة لفظية، خبرة.

Résumé :

Le travail présenté dans ce mémoire a pour objectif de montrer la possibilité d'appliquer les techniques de la logique floue dans les mines. La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous, qui est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. L'intérêt de la logique floue réside dans sa capacité à traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré le flou des connaissances disponibles. De façon générale, la logique floue dans son application minière rend les processus de contrôle plus simples et plus fiables avec seulement quelques informations en rapport avec des paramètres principaux issus d'une expertise effectuée par les ingénieurs sur le terrain (fuzzification des paramètres d'une base de données) et elle ne nécessite pas forcément une grande maîtrise théorique, ni de modélisation complexe. Nous présentons trois cas d'application de cette théorie pour les mines et en particulier sur la stabilité des talus.

Mots clés : logique floue, mine, ensembles flous, information linguistique, fuzzification, données, expertise.

Abstracts :

The work presented in this memory aims to show the possibility of applying the techniques of fuzzy logic in the Mining area. Fuzzy logic rests on the fuzzy set theory, which is a generalization of the traditional set theory. The interest of fuzzy logic lies in its capacity to treat the vague one, the dubious one and vagueness. It is resulting from the capacity of the man to decide and to act in a relevant way in spite of the blur of knowledge available, in a general way, fuzzy logic in its mining application makes the processes of control simpler and more reliable with only some information in connection with principal parameters resulting from an expertise carried out by the engineers on the ground (fuzzification of the parameters of a database) and it does not require a great theoretical control inevitably, nor of complex modeling. We present three cases of application of this theory for the mines and in particular on the stability of the slopes.

Key words: fuzzy logic, mine, fuzzy set, linguistic information , data, expertise.



SOMMAIRE

Sommaire

INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	1
Historique de la logique floue.....	4
 Chapitre I: Sous-ensembles flous	
I.1. Introduction.....	7
I.2. L'incertain et l'imprécis.....	7
I.3. Sous-ensemble.....	8
I.3.1 Sous-ensemble classique.....	8
I.3.2 Sous-ensemble flou.....	9
I.4. Notion d'appartenance partielle.....	10
I.5. Fonctions d'appartenance.....	10
I.5.1 Degré d'appartenance (valeur de vérité)	13
I.5.2. Notation.....	14
I.5.3. Concepts fondamentaux.....	16
I.6. Opérations sur les sous-ensembles flous (sefs)	17
I.6.1. Les opérateurs flous.....	17
I.6.2. Propriétés.....	21
I.6.3. Les opérateurs arithmétiques.....	21
I.7. α - coupures d'un sous-ensemble flou.....	23
I.7.1. Règles floues.....	24
I.8. Conception d'une application.....	25
I.8.2. Méthodologie.....	25
I.8.3. Recueil de connaissance.....	26
I.8.4. Validation de la base de connaissance.....	27
I.8.5. Mise au point.....	27
I.9. Les valeurs linguistiques.....	27
I.10. Conclusion.....	29
 Chapitre II: Principe de la logique floue	
II.1. Introduction.....	30

II.2. La fuzzification.....	30
II.3. Le moteur d'inférence.....	33
II.3.1 L'opérateur ET (T-Norme)	33
II.3.2 L'opérateur OU (S-Norme ou T-Conorme)	34
II.3.3 L'opérateur NON.....	34
II.4. L'agrégation.....	35
II.5. La défuzzification.....	36
II.5.1 La méthode de la moyenne des maximas (MM)	37
II.5.2 La méthode du centre de gravité (COG)	38
II.6. Conclusion.....	40

Chapitre III: Idée d'introduction de la logique floue dans les mines

III.1. Introduction.....	41
III.2. Exemple 1: Construction du modèle floue pour le contrôle de forage des Trou de mine.....	42
III.2.1. Fonctionnement de foret de trou de mine.....	42
III.2.2. Le modèle flou proposé par E.S. BALBIN.....	43
III.2.3 Tests et Simulations.....	47
III.3. Exemple 2 : Application de la logique floue pour prédire le taux de chute de toit dans les mines de charbon.....	48
III.3.1 Détermination des paramètres pour la prédiction de la vitesse de chute du toit.....	48
III.3.2. Modèle flou pour prévoir le taux de chute de toit.....	51
III.3.3. Résultats et discussions.....	56
III.4. Conclusion.....	57

Chapitre IV: cas d'application de la logique floue dans la stabilité du talus

IV.1. Introduction.....	58
IV.2. Principaux facteurs influençant la stabilité des talus.....	59
IV.3. Formulation des paramètres influençant sur la stabilité du talus.....	59
IV.3.1. Utilisation des ensembles flous.....	59

IV.3.2. Traitement des incertitudes	60
IV.3.3. Paramètres influençant sur la stabilité des talus.....	60
IV.3.3.1. Géologie du site.....	61
IV.3.3.2. Hydrogéologie.....	62
IV.3.3.3. Topographie du site.....	63
IV.3.4. Introduction aux ensembles flous et au raisonnement flou.....	64
IV.3.4.1. Formulation mathématique des ensembles flous.....	64
IV.3.4.2. Règles floues.....	65
IV.3.5. Construction des ensembles flous pour l'état du talus.....	66
IV.3.6. Classification des paramètres d'entrée.....	66
IV.3.6.1. <i>L'ensemble flou "Géologie du site".....</i>	66
IV.3.6.2 <i>L'ensemble flou "Hydrogéologie du site".....</i>	68
IV.3.6.3 <i>L'ensemble flou "Topographie du site".....</i>	69
IV.3.6.4. <i>L'ensemble flou "conditions géotechniques du sol".....</i>	71
IV.3.6.5 <i>L'ensemble flou « Sortie - Output ».....</i>	71
IV.4. Construction d'un système d'inférence flou et application sur la stabilité du talus.....	72
IV.4.1 Inférence floue.....	72
IV.4.2 Défuzzification.....	74
IV.4.3. Application sur la stabilité du talus.....	75
IV.4.3.1. Règles floues.....	78
IV.4.4. Fonctionnement du système d'inférence flou.....	82
IV.5. Conclusion.....	82
CONCLUSION GÉNÉRALE.....	83
Bibliographie.....	85

Liste des figures

Figure I.1 : L'incertitude et l'imprécision.

Figure I.2 : Comparaison d'un ensemble classique et d'un ensemble flou

Figure I.3 : Comparaison entre fonction caractéristique et fonction d'appartenance

Figure I.4 : fonction d'appartenance, variable et terme linguistique.

Figure I.5: fonctions d'appartenance linéaires par morceaux.

Figure I.6 : Fonctions d'appartenance singletons

Figure I.7 : Les différents types du nombre flou.

Figure I.8 : Terminologie d'un sous-ensemble flou (La hauteur, le noyau, le support).

Figure I.9 : La décomposition de la fonction d'appartenance trapézoïdale.

Figure I.10 : La fonction d'appartenance d'un nombre flou avec des côtés paraboliques

Figure I.11 : Représentation du noyau.

Figure I.12 : Représentation du support.

Figure I.13 : Représentation de l'ensemble flou "Instable ET Contestable".

Figure I.14 : Représentation de l'ensemble flou "Instable OU Contestable".

Figure I.15 : Représentation de l'ensemble flou "NON Instable".

Figure I.16 : Une α -coupure d'un sous-ensemble flou A.

Figure I.17: méthodologie de conception

Figure I.18 : La représentation des variables linguistiques "état de fracturation".

Figure II.1: La fonction d'appartenance de la température à la variable linguistique "chaud".

Figure II.2: Transformer une donnée quantitative en variable linguistique qualitative "Fuzzification".

Figure II.3: Trois variables linguistiques pour qualifier la température dans une mine.

Figure II.4: La fuzzification de la température.

Figure II.5: L'agrégation des règles.

Figure II.6: La nouvelle fonction d'appartenance.

Figure II.7: La méthode de la moyenne des maximas

Figure II.8: La décomposition de la fonction d'appartenance.

Figure II.9: La méthode du centre de gravité.

Figure III.1: les composants principaux du système de rotation

Figure III.2: la stratégie de control du système de rotation

Figure III.3: Structure du contrôleur flou proposé

Figure III.4: fonction d'appartenance de la vitesse de rotation de tige

Figure III.5: fonction d'appartenance de la force d'avancement

Figure III.6: fonction d'appartenance de la Vibration de la tige

Figure III.7: fonction d'appartenance de la Pression injecté

Figure III.8: fonction d'appartenance du courant de moteur

Figure III.9: Méthode de mesure du spin de sécurité

Figure III.10: Illustration schématique du modèle flou de taux de chute de toit

Figure III.11 : fonctionne d'appartenance triangulaire (dessus) et trapézoïdale (dessous)

Figure III.12 : Représentation floue des variables d'entrée et de sortie

Figure III.13 : Rédaction des règles floues (if-then) pour le modèle floue proposé

Figure III.14 : Visionneuse des règles floues pour le modèle proposé

Figure IV.1: Ensemble flou « Consistance de sol »

Figure IV.2: Autres types d'Ensemble flou « Consistance de sol »

Figure IV.3: Ensemble flou « Géologie - Degré d'information »

Figure IV.4: Ensemble flou « Hydrogéologie de site »

Figure IV.5: Ensemble flou « Topographie de site »

Figure IV.6: Ensemble flou « Paramètres géotechniques »

Figure IV.7: Ensemble flou « Stabilité du talus »

Figure IV.8: Exemple de transformation de sortie par défuzzification



LISTE DES FIGURES

Figure IV.9: Schéma de principe d'un système d'inférence floue

Figure IV.10: Géologie - degré d'information

Figure IV.11: Ensemble flou Hydrogéologie de site

Figure IV.12: Ensemble flou Topographie de site

Figure IV.13: Paramètres géotechniques selon le module du sol

Figure IV.14: L'ensemble flou de sortie « Stabilité du talus »

Figure IV.15: Schéma du système d'inférence floue avec quatre paramètres d'entrée (input)

Figure IV.16: Exemple de schéma de règles floues enclenchées avec défuzzification

Figure IV.17: Deuxième schéma d'enclenchement de règles floues

Figure IV.18 : Un autre schéma d'enclenchement de règles floues

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Tableau récapitulatif des opérateurs logiques flous

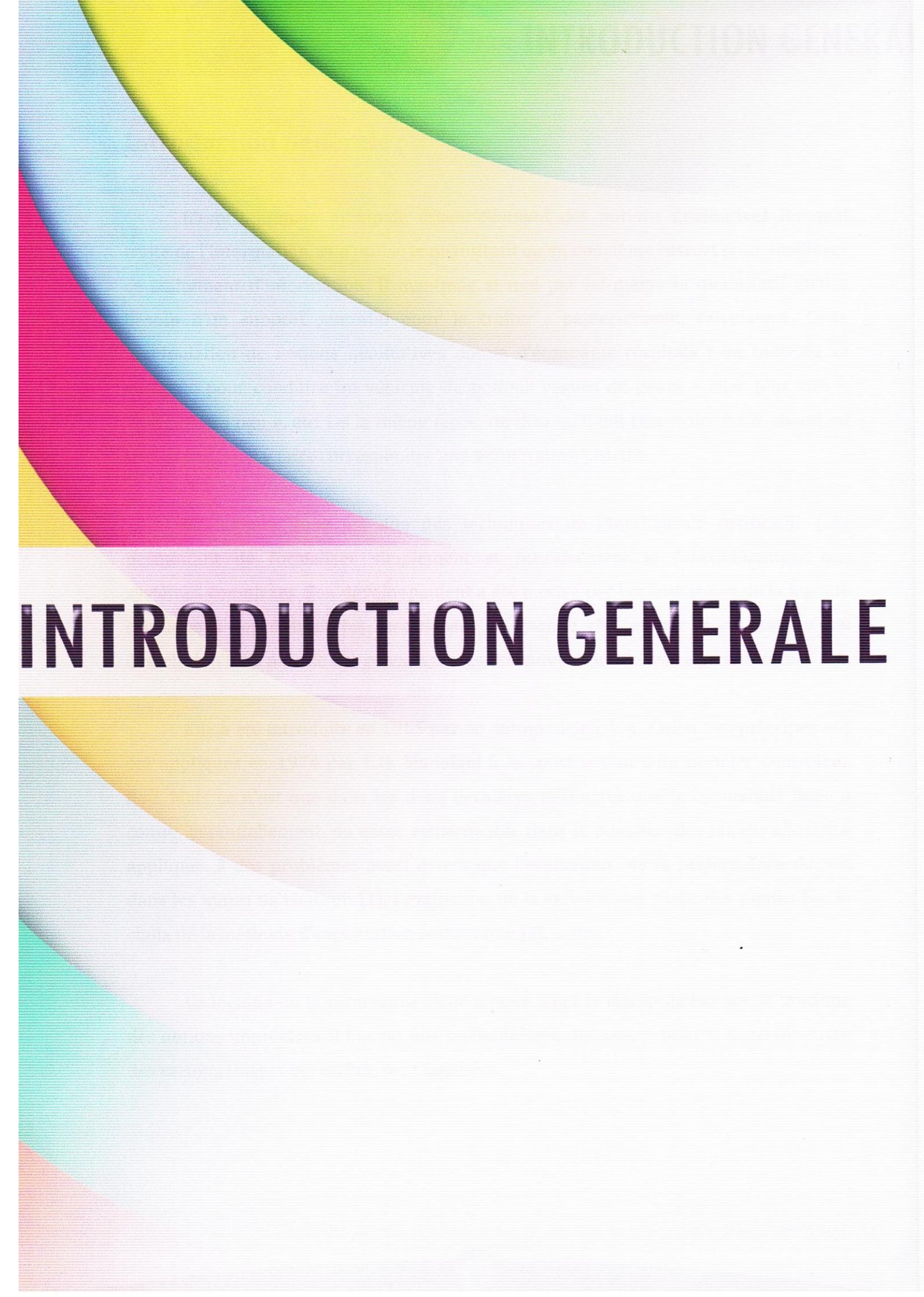
Table I.2 : Liste des opérateurs de t-norme et t-conorme duales

Tableau III.1: Matrice des règles du contrôleur flou d'avancement et de rotation

Tableau III.2: Rendement comparatif

Tableau III.3: Statistiques descriptives de base pour la base de données originale

Tableau III.4: Classification du taux de chute de toi



INTRODUCTION GENERALE

Introduction Générale

L'esprit humain manipule essentiellement des notions qualitatives lorsqu'il traite de l'information, et n'utilise le quantitatif qu'en deuxième ressort pour améliorer ce traitement d'information. Il manipule si mal par lui-même le quantitatif qu'il a besoin d'un support matériel pour le traiter : papier-crayon, calculateur. Cette manipulation de notions qualitatives donne d'étonnants résultats : un individu se contente pour conduire un véhicule de notions vagues du genre « aller plus vite », « braquer un peu », etc. De la même façon, on dira qu'il fait très froid, froid, chaud ou très chaud, sans y faire correspondre une température précise.

La logique floue est une des techniques de l'Intelligence Artificielle (IA) permettant de formaliser simplement et intuitivement le fonctionnement des systèmes complexes. Son développement a été motivé par les limitations de la logique classique à représenter les incertitudes du monde réel et par le constat qu'une description trop précise des connaissances est souvent inutile, voire pénalisante.

Elle a été introduite en 1965 par un automaticien, L.A. Zadeh. Ses principes ont été appliqués en 1974 par E.H. Mamdani à la construction d'un premier contrôleur flou. Mais ce n'est que dans les deux dernières décennies que la commande floue a connu, essentiellement, un essor remarquable dans le domaine des mines; elle a été appliquée à des problèmes aussi divers que l'évaluation de la performance du toit dans les mines de charbon [1], l'évaluation de la stabilité des roches des pentes [2], le choix de la méthode d'exploitation souterraine [3],... etc.

La logique ou la commande floue a pour objet la manipulation par la machine des notions imprécises. Il fournit une méthodologie rigoureuse pour la mise en œuvre des raisonnements qui en fait, sont familiers.

Ainsi, la perception d'un être humain ne s'appuie que sur une description partielle et imprécise du monde qui l'entoure. Cette remarque est aussi applicable au pilotage des processus techniques complexes pour lesquels le savoir-faire empirique des opérateurs peut s'avérer beaucoup plus efficace que l'exploitation d'un modèle mathématique rigoureux.

En se basant sur l'expérience acquise, la logique floue permet d'extraire des modèles prédictifs sous la forme de systèmes de règles linguistiques du type «Si.. alors... ». Ils permettent la description des phénomènes complexes avec très peu de règles et leur écriture dans un langage naturel les rend facilement intelligibles. La détermination de ces systèmes de règles se fait grâce à des algorithmes d'apprentissage exploitant les informations contenues dans les bases de données.

La logique floue permet enfin de mutualiser et de comparer des données de forme et d'origine très diverses. Ainsi, il est possible de constituer des échantillons de taille plus conséquente et d'exploiter de ce fait plus efficacement les éventuelles analogies entre des processus proches.

Nous présenterons donc dans un premier chapitre, l'historique de la logique floue et les fondements mathématiques de la théorie des sous-ensembles flous (les opérateurs et les règles floues) ainsi que les méthodes et approches proposées pour l'acquisition des fonctions d'appartenance d'un ensemble flou.

Dans le deuxième chapitre, nous présenterons les éléments indispensables à la compréhension du principe de la logique floue.

Ces éléments sont :

- La fuzzification
- Moteur (règle) d'inférence
- L'agrégation
- Défuzzification.

Dans le chapitre trois nous parlons de l'idée d'introduction de la logique floue dans le domaine minier. Nous donnons deux exemples issus de la bibliographie. Le premier sur l'utilisation d'un modèle flou pour le contrôle du forage des trous de mine et le second sur l'application de la logique floue pour prédire le taux de chute du toit dans les mines de charbon

Enfin, Dans le chapitre quatre nous présentons un exemple sur la stabilité des talus. Nous exposons notamment le développement conceptuel et informatique que nous avons élaboré pour améliorer la formalisation du raisonnement approximatif par les outils de la logique floue pour aboutir à une conclusion générale sur l'utilité de la logique floue dans les mines.

Historique de la logique floue

Le terme d'ensemble flou apparaît pour la première fois en 1965 lorsque le professeur Lotfi A. Zadeh, de l'université de Berkeley aux USA, publie un article intitulé « Ensembles flous » (Fuzzy sets).

La logique floue est fréquemment associée au souci de Lotfi Zadeh de construire un formalisme permettant d'effectuer des raisonnements qualifiés de qualitatifs. La capacité à effectuer de tels raisonnements étant alors présentée comme "naturelle" chez les êtres humains, ces narrations insistent au bout du compte sur la volonté originelle de Zadeh de doter les ordinateurs de facultés proprement humaines.

D'autres chercheurs en logique floue, adoptant une posture plus épistémologique, inscrivent le développement de leur objet dans le cadre de l'émergence récente et plus générale d'un nouveau champ de recherches, portant sur le traitement de diverses formes de connaissances imparfaites. Selon eux, la logique floue ferait partie d'un ensemble d'approches concurrentes ou complémentaires à la théorie des probabilités, qui était jusqu'à peu en situation de monopole sur ce champ. Ces chercheurs placent généralement dans cet ensemble diverses approches de l'incertain, du vague, de l'imprécision, de l'incomplétude et de l'inconsistance partielle, et des théories telles que les logiques non monotones, les logiques modales, les théories des probabilités bayésiennes et non bayésiennes, la théorie des fonctions de croyance, les ensembles flous, la théorie des possibilités, la théorie de l'évidence, ou encore les réseaux de croyance [4].

Dans cette perspective, la logique floue contribuerait à aborder des problèmes de manipulation de connaissances imparfaites qui ne pouvaient pas être posés en théorie des probabilités. De plus, le développement de la logique floue constituerait un événement historique significatif, dans la construction d'un pont privilégié et particulièrement fécond entre le champ de la logique et celui des connaissances imparfaites.

Un troisième registre historiographique, d'inspiration plus logicienne, met avant tout l'accent sur les problèmes et les limites rencontrés par la logique binaire face aux paradoxes logiques classiques. Ces narrations présentent alors l'émergence de la logique floue comme une solution à ces problèmes et un dépassement de ces limites. L'histoire de ces problèmes est alors renvoyée à un passé bien plus ancien.

Ainsi Bart Kosko, professeur à l'Université de Californie du sud à Los Angeles et figure renommée de la logique floue, place l'essor de cette logique dans la continuité des

travaux menés par Lukasiewicz sur les logiques à plusieurs valeurs de vérité, ainsi que de la philosophie du vague de Russell [5]. Selon lui, l'essor de la logique floue constitue une réponse à "l'échec de la logique classique", et à "l'échec" de la loi du tiers exclu d'Aristote face aux paradoxes grecs, soulignés et développés par Russell. Selon Kosko, le philosophe de la mécanique quantique Max Black dessina les premiers diagrammes flous, dans le prolongement du développement par Lukasiewicz d'une logique à plusieurs valeurs de vérité dans les années 1920 [6]. En nommant ces ensembles des ensembles vagues, Black aurait prolongé les travaux de Russell. Trente ans plus tard, Zadeh appliquait la logique de Lukasiewicz à chaque élément d'un ensemble, créant ainsi une algèbre complète pour les ensembles flous.

Un quatrième registre historiographique fait remonter l'histoire de la logique floue à l'antiquité grecque. Pour donner une illustration de ce type de narration, on peut par exemple se pencher sur un exposé de présentation de la logique floue élaboré pour un séminaire de formation continue pour ingénieurs aux Etats Unis en 1992. James Brule, l'auteur de ce texte, y construit une généalogie des idées liant Héraclite et Platon à Zadeh, en passant par Hegel, Marx, Engels et Knuth [7].

Il s'agit là d'un exposé succinct, sans référence précise aux travaux des auteurs auxquels il est fait allusion. Pour James Brule, quand Parménide proposa la première version de la loi du tiers exclu, affirmant que toute proposition est soit vraie, soit fausse, des objections fortes et immédiates s'élevèrent, comme celle d'Héraclite qui avançait l'idée que certaines propositions pouvaient être à la fois vraies et non vraies. Platon fait alors figure de fondateur de ce qui allait devenir la logique floue, dans la mesure où il indiquait qu'il existait un domaine tiers (par delà le vrai et le faux) où les opposés "prenaient certaines libertés". Pour Brule, c'est dans cet esprit que Lotfi Zadeh aurait élaboré la logique floue comme une logique possédant une infinité de valeurs de vérité, sur les traces successives d'Hegel, de Marx, d'Engels, et plus récemment du travail de Lukasiewicz et de Knuth sur les logiques à trois valeurs de vérité.

Mais l'histoire des idées n'a pas l'exclusive dans cette historiographie. Plusieurs narrations essaient de situer l'invention de la logique floue dans le cadre d'une histoire événementielle, à l'appui de quelques données institutionnelles, techniques et industrielles. Analytiquement peu élaborés, ces récits ne prétendent pas offrir plus que quelques repères. Ils mettent en scène non seulement d'autres acteurs que Lotfi Zadeh, mais

également d'autres ressources, comme des dispositifs technologiques, des produits commerciaux, des laboratoires, des associations, des colloques, des revues, ou encore des articles jugés clefs ou estimés avoir fait date. L'introduction de ces données contribue à faire apparaître l'essor de la logique floue comme la résultante d'une action collective [8], et non plus simplement comme un pur produit de l'esprit de Lotfi Zadeh.

Zadeh a réalisé depuis de nombreuses avancées théoriques majeures dans le domaine et a été rapidement accompagné par de nombreux chercheurs développant des travaux théoriques. Parallèlement, certains chercheurs se sont penchés sur la résolution par logique floue de problèmes réputés difficiles. Ainsi en 1975, le professeur Mamdani à Londres développe une stratégie pour le contrôle des procédés et présente les résultats très encourageants qu'il a obtenus sur la conduite d'un moteur à vapeur. En 1978, la société danoise F.L.Smidth réalise le contrôle d'un four à ciment. C'est là la première véritable application industrielle de la logique floue.

C'est au Japon, où la recherche n'est pas seulement théorique mais également très applicative, que la logique floue connaît son véritable essor. A la fin des années 1980, c'est d'un véritable boum qu'il faut parler.

C'est aussi en Allemagne que des applications apparaissent en grand nombre ainsi qu'à une moindre échelle aux USA.

Enfin en France, dans l'industrie, le traitement des eaux, les grues portuaires, les métros, les systèmes de ventilation et de climatisation sont touchés. Enfin, des applications existent dans des domaines très différents tels que la finance ou le diagnostic médical.

- A partir de 1990 : généralisation de l'utilisation de cette technique.
- Appareil électroménagers (lave-linges, aspirateurs, autocuiseurs,...etc.).
- Systèmes audiovisuels (appareils de photos auto focus ; caméscope à stabilisateur d'image, photocopieurs...).
- Système automobiles embarqué (BVA, ABS, suspension, climatisation,...).
- Systèmes autonomes mobiles.
- Systèmes de décision, diagnostic, reconnaissance.
- Système de contrôle/commande dans la plus part des domaines industriels de production.

La logique floue devient aujourd'hui une réalité.

CHAPITRE

1

SOUS

ENSEMBLES FLOUS



I.1. Introduction

La logique floue repose sur la théorie des ensembles flous, qu'est une généralisation de la théorie des ensembles classiques. Dire que la théorie des ensembles flous est une généralisation de la théorie des ensembles classiques signifie que cette dernière n'est qu'un cas particulier de la théorie des ensembles flous.

La notion de sous-ensembles flous a pour but de permettre des gradations dans l'appartenance d'un élément à une classe, c'est-à-dire d'autoriser un élément à appartenir plus ou moins à une classe prédéfinie, *«plus la largeur d'une galerie se rapproche de 10 m, plus son appartenance à la classe des "grandes galeries" est forte»*.

Cette notion permet l'utilisation de catégories aux limites mal définies *«Large»*, de situations intermédiaires entre le tout et le rien *«presque ouvert»*, le passage progressif d'une propriété à une autre *«passage de peu profond à profond»*, l'utilisation de valeurs approximatives *«environ 12 mètres»*.

Cette présentation évite l'utilisation arbitraire de limites rigides à des classes et répond au besoin de présenter des connaissances imprécises, soit parce qu'elles sont exprimées en langage naturel *«on utilise aussi le terme variable linguistique»*, soit parce qu'elles sont obtenues avec des instruments d'observations qui produisent des erreurs de mesure.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les fondements mathématiques de la théorie des sous-ensembles flous et les méthodes et approches proposées pour l'acquisition des fonctions d'appartenance d'un ensemble flou.

I.2. L'incertain et l'imprécis

Les mathématiques flous, désignées sous le terme générique de théorie du flou, regroupent plusieurs théories qui sont des généralisations ou des extensions de leurs homologues classiques: la théorie des sous-ensembles flous étend celle des ensembles, la logique floue étend la logique binaire, la théorie des quantités floues étend celle des nombres et intervalles, la théorie des possibilités étend celle des probabilités, plus généralement la théorie des mesures floues étend celle de la mesure. Elles ont toutes pour objectif de

proposer des concepts, des techniques et des méthodes formellement rigoureuse pour recueillir, représenter et traiter des connaissances et des données floues c'est-à-dire contenant de l'imprécision, de l'incertitude ou de la subjectivité; ces trois facettes principales du flou étant souvent coexistantes.

D'autres synonymes, tels que connaissance mal spécifiée, mal décrite, imparfaite, vague, qualitative, linguistique, partielle, incomplète, approximative ou approchée, recouvrent cette même acception du flou.

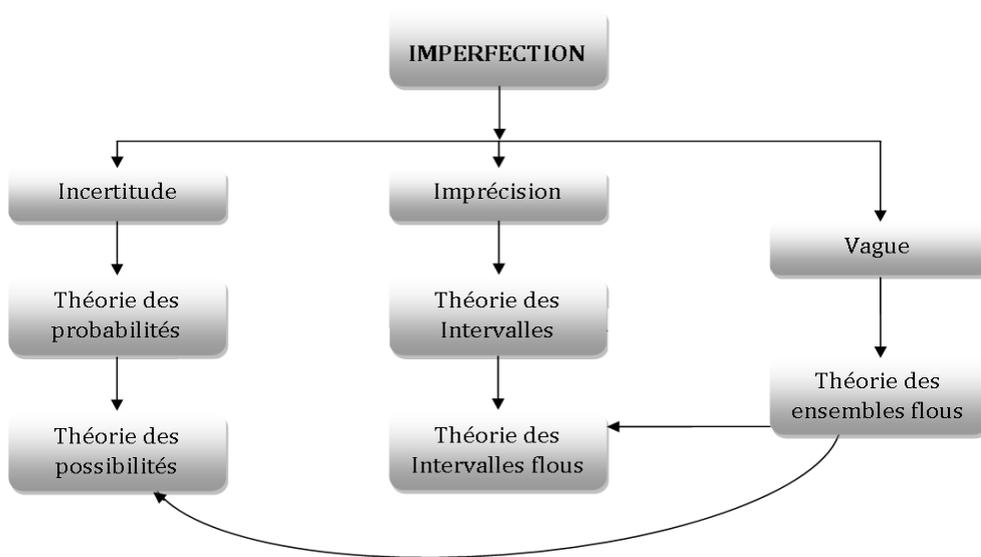


Figure II.1 : L'incertitude et l'imprécision.

I.3. Sous-ensemble [9]

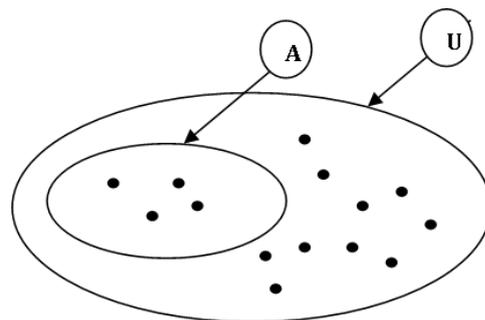
I.3.1. Sous-ensemble classique

Un sous-ensemble ordinaire (ou classique) A inclus dans U est défini par la fonction caractéristique $\mu_A : U \rightarrow \{0,1\}$

Un élément $x \in U$ est un élément de A si et seulement si : $\mu_A(x) = 1$.

Un élément $x \in U$ n'est pas un élément de A si et seulement si : $\mu_A(x) = 0$.

$$\forall x \in U \quad \begin{cases} \mu_A(x) = 1 & \text{si } x \in A \\ \mu_A(x) = 0 & \text{si } x \notin A \end{cases}$$



I.3.2 Sous-ensembles flous

Un sous-ensemble flou A inclus dans U est défini par la fonction d'appartenance $\mu_A : U \rightarrow [0,1]$, où $\mu_A(x)$ désigne le degré avec lequel un élément $x \in U$ est un élément de A . C-à-d un élément peut appartenir plus ou moins fortement à cette classe.

Un sous-ensemble flou A d'un référentiel X est caractérisé par une fonction d'appartenance μ_A :

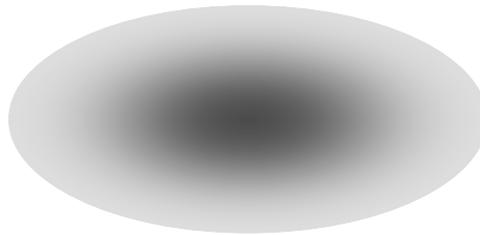
Si μ_A est la fonction d'appartenance de l'ensemble flou A

$$\forall x \in A \quad \mu_A \in [0,1]$$

Le sous-ensemble flou A est dénoté par :

$$A = \{x_1^{\mu_A(x_1)}, x_2^{\mu_A(x_2)}, x_3^{\mu_A(x_3)}, \dots, x_n^{\mu_A(x_n)}\}$$

Ou bien $A = \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X\}$



Exemple:

Soit $U = \{a, b, c\}$. L'ensemble $A = \{a^{0,5}, b^{0,1}, c^{0,9}\}$ est un ensemble flou. Les degrés d'appartenance de a , b et c dans A sont, respectivement, 0,5 ; 0,1 et 0,9.

Si $\mu_A(x) = 0,10$

x appartient à l'ensemble flou A avec un degré d'appartenance de 10%

⇔ Faible appartenance ⇔ Traduction de la valeur linguistique « Faible »

Si $\mu_A(x) = 0,90$

x appartient à l'ensemble flou A avec un degré d'appartenance de 90%

⇔ Forte appartenance ⇔ Traduction de la valeur linguistique « Fort ».

I.4. Notion d'appartenance partielle [10]

La théorie des ensembles flous repose sur la notion d'appartenance partielle : chaque élément appartient partiellement ou graduellement aux ensembles flous qui ont été définis. Les contours de chaque ensemble flou ne sont pas nets, mais flous ou graduels (figure I.2).

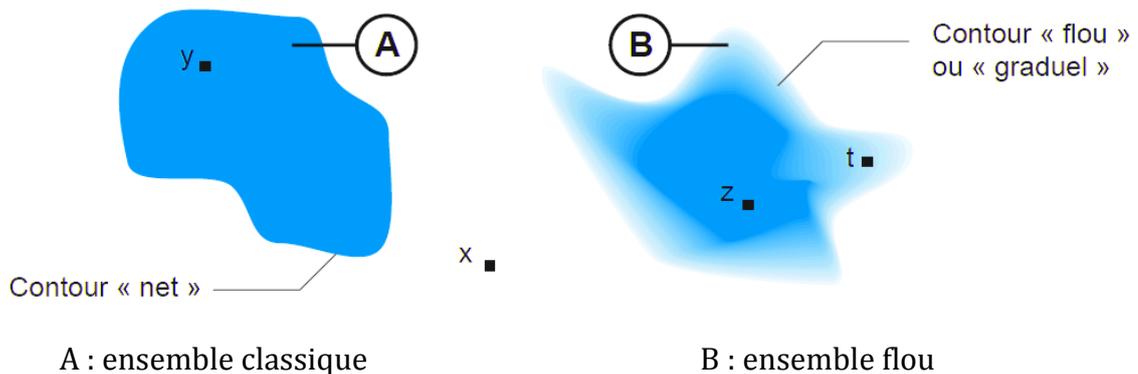


Figure I.2 : Comparaison d'un ensemble classique et d'un ensemble flou

La figure ci-dessus nous permet de dire que :

- x n'appartient ni à A ni à B ,
- y appartient totalement à A ,
- z appartient totalement à B ,
- t appartient partiellement à B .

I.5. Fonctions d'appartenance [10]

Un ensemble flou est défini par sa « fonction d'appartenance », qui correspond à la notion de « fonction caractéristique » en logique classique. Supposons que nous voulions définir l'ensemble des personnes de « taille moyenne ». En logique classique, nous conviendrons par exemple que les personnes de taille moyenne sont celles dont la taille est

comprise entre 1,60 m et 1,80 m. La fonction caractéristique de l'ensemble donne « 0 » pour les tailles hors de l'intervalle [1,60 m ; 1,80 m] et « 1 » dans cet intervalle.

L'ensemble flou des personnes de « taille moyenne » sera défini par une « fonction d'appartenance » qui diffère d'une fonction caractéristique par le fait qu'elle peut prendre n'importe quelle valeur dans l'intervalle [0,1]. A chaque taille possible correspondra un « degré d'appartenance » à l'ensemble flou des « tailles moyennes » compris entre 0 et 1. La figure I.3 fait une comparaison entre fonction caractéristique et fonction d'appartenance.

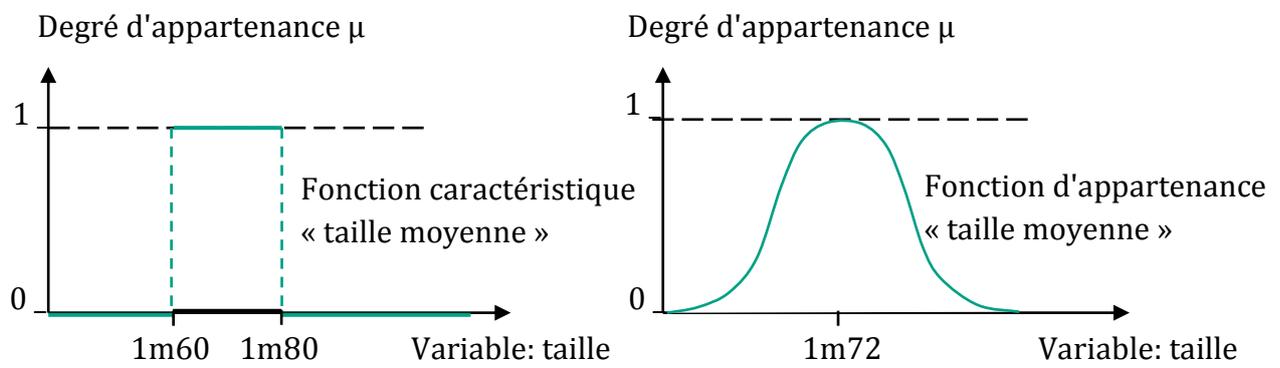


Figure I.3 : Comparaison entre fonction caractéristique et fonction d'appartenance

Plusieurs ensembles flous peuvent être définis sur la même variable, par exemple les ensembles « taille petite », « taille moyenne » et « taille grande », notions explicitées chacune par une fonction d'appartenance (figure I.4).

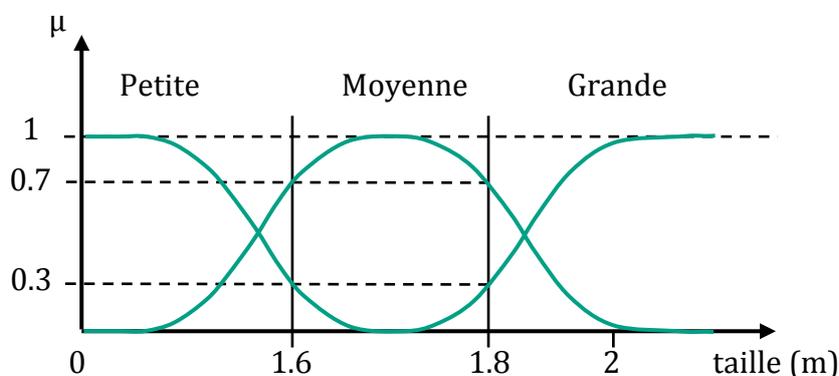


Figure I.4 : fonction d'appartenance, variable et terme linguistique.

Cet exemple montre la gradualité que permet d'introduire la logique floue. Une personne de 1,80 m appartient à l'ensemble « taille grande » avec un degré 0,3 et à l'ensemble « taille moyenne » avec un degré de 0,7. En logique classique, le passage de moyen à grand serait brusque. Une personne de 1,80 m serait par exemple de taille moyenne alors qu'une personne de 1,81 m serait grande, ce qui choque l'intuition. La variable (par exemple : taille) ainsi que les termes (par exemple : moyenne, grande) définis par les fonctions d'appartenance portent respectivement les noms de variable linguistique et de termes linguistiques. Comme cela sera vu plus loin, variables et termes linguistiques peuvent être utilisés directement dans des règles.

Les fonctions d'appartenance peuvent théoriquement prendre n'importe quelle forme. Toutefois, elles sont souvent définies par des segments de droites, et dites « linéaires par morceaux ».

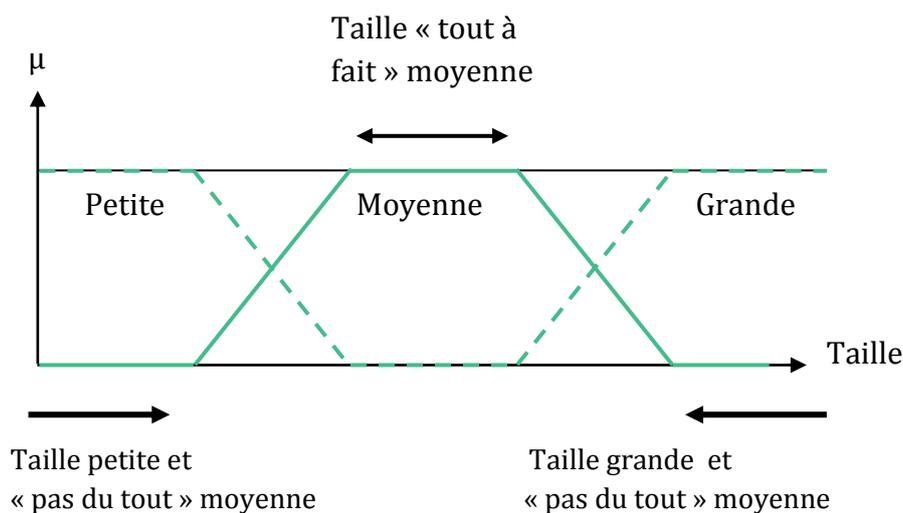


Figure 1.5: fonctions d'appartenance linéaires par morceaux.

Les fonctions d'appartenance « linéaires par morceaux » sont très utilisées car :

- Elles sont simples,
- Elles comportent des points permettant de définir les zones où la notion est vraie, les zones où elle est fausse, ce qui simplifie le recueil d'expertise.

Elles peuvent être trapézoïdales ou triangulaires. Ces fonctions d'appartenance sont très utilisées car elles sont simples, elles comportent des points permettant de définir les zones où la notion est totalement vraie ou totalement fausse, ce qui simplifie le recueil d'expertise.

Dans certains cas, les fonctions d'appartenance peuvent être égales à 1 pour une seule valeur de la variable et égales à 0 ailleurs, dans ce cas elles prennent le nom de « fonctions d'appartenance singletons ». Un singleton flou défini sur une variable réelle (taille) est la traduction dans le domaine flou d'une valeur particulière de cette variable (ex. : taille de Samir).

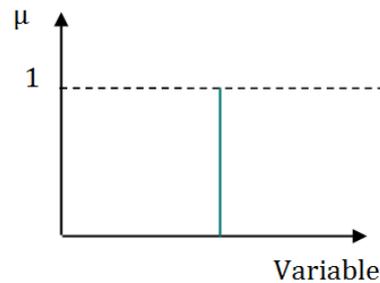


Figure I.6 : Fonctions d'appartenance singletons

L'opération de fuzzification permet de passer du domaine réel au domaine flou. Elle consiste à déterminer le degré d'appartenance d'une valeur à un ensemble flou. On peut aussi parler de degré de vérité, ces deux notions sont donc similaires. Le degré de vérité d'une proposition A est noté $\mu(A)$.

I.5.1 Degré d'appartenance (valeur de vérité) [11]

Un ensemble flou est totalement déterminé par sa fonction d'appartenance. La fonction d'appartenance décrivant un sous-ensemble flou est caractérisée par quatre propriétés:

- **Le type:** la forme du nombre flou qui peut être triangulaire, trapézoïdale, gaussienne ou singletons.

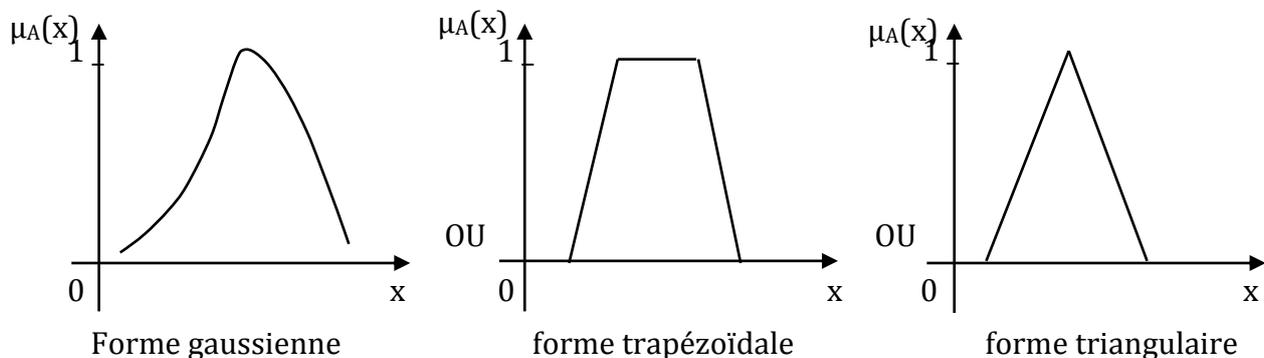


Figure I.7 : Les différents types du nombre flou.

– **La hauteur:**

$H(A) = \text{Sup}_{x \in X} (\mu_A(x))$ de la fonction d'appartenance. Un sous-ensemble flou est dit normalisé s'il est de hauteur 1.

– **Le noyau:**

$N(A) = \{x / \mu_A(x) = 1\}$ est l'ensemble des éléments qui appartiennent totalement à A. Pour les fonctions de type triangulaire, le noyau est un singleton qui est appelé aussi valeur modale.

– **Le support:**

$S(A) = \{x / \mu_A(x) \neq 0\}$; cet ensemble décrit l'ensemble des éléments qui sont partiellement dans A.

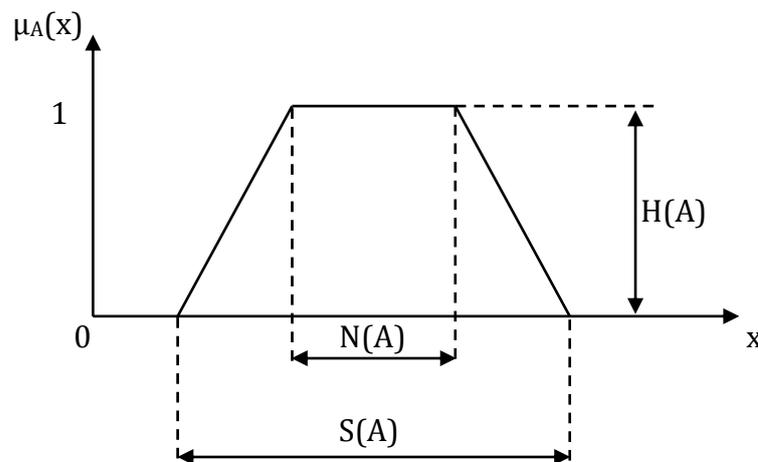


Figure 1.8 : Terminologie d'un sous-ensemble flou (La hauteur, le noyau, le support).

I.5.2. Notation [12]

- L'intervalle flou couramment utilisé dans R est décrit par sa fonction d'appartenance.
- Un nombre flou trapézoïdale est notée généralement par (a, b, α, β) .

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } b + \beta < x < a - \alpha \quad (x \text{ hors du support de } A) \\ 1 & \text{si } a < x < b \quad (x \text{ dans le noyau de } A) \\ 1 + (x - a)/\alpha & \text{si } a - \alpha < x < a \\ 1 - (b - x)/\beta & \text{si } b < x < b + \beta \end{cases}$$

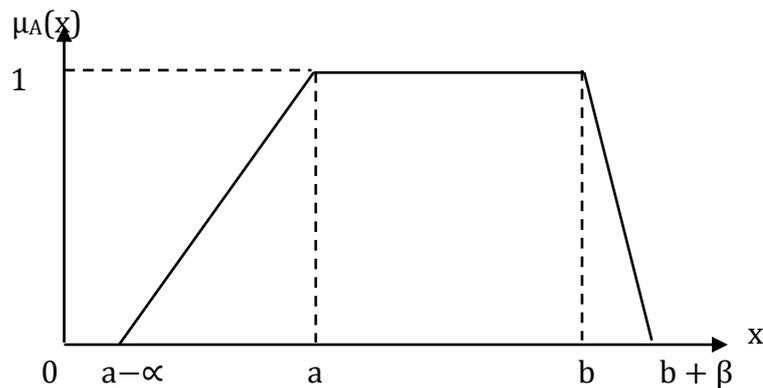


Figure I.9 : La décomposition de la fonction d'appartenance trapézoïdale.

- Un nombre flou triangulaire est un cas particulier d'un nombre trapézoïde. Il est notée généralement par (a, α, β) .
- Dans le domaine de la recherche, ce type de nombres flous est très utilisé:
 - ♦ Ils contiennent tous les intervalles de confiance des distributions de probabilité symétrique ayant même noyau et même support que les nombres flous
 - ♦ La traduction de l'expertise humaine vers ce type de nombre flou est plus facile.

La manipulation mathématique est plus facile avec cette forme.

- La fonction d'appartenance d'un nombre flou avec des cotés parabolique est définie de la manière suivante:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } b + \beta < x < a - \alpha & (\text{x hors du support de A}) \\ 1 & \text{si } a < x < b & (\text{x dans le noyau de A}) \\ 2(x - a + \alpha)^2 / \alpha^2 & \text{si } a - \alpha < x < a - \alpha/2 \\ 1 + 2(x - a)^2 / \alpha^2 & \text{si } a - \alpha/2 < x < a \\ 1 - 2(b - x)^2 / \beta^2 & \text{si } b < x < b + \beta/2 \\ 2(x - b + \beta)^2 / \beta^2 & \text{si } a + \beta/2 < x < b \end{cases}$$

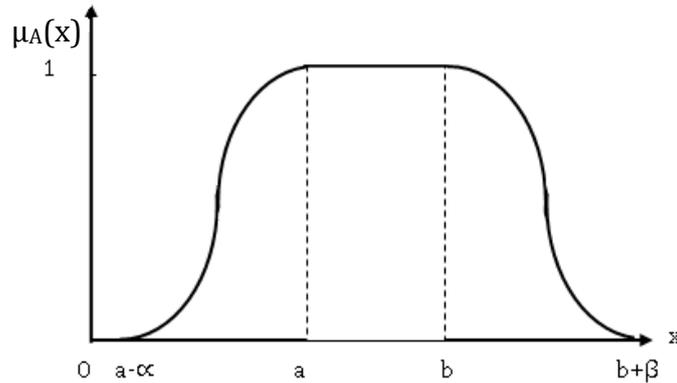


Figure I.10 : La fonction d'appartenance d'un nombre flou avec des cotés parabolique

I.5.3. représentation du noyau et du support :

Le noyau

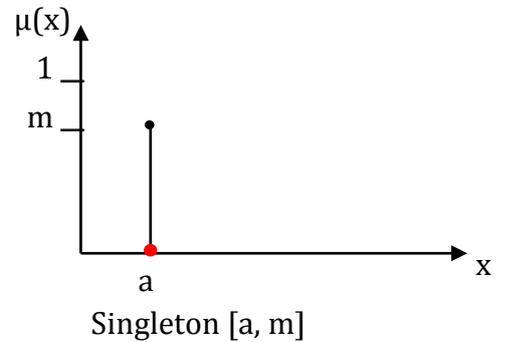
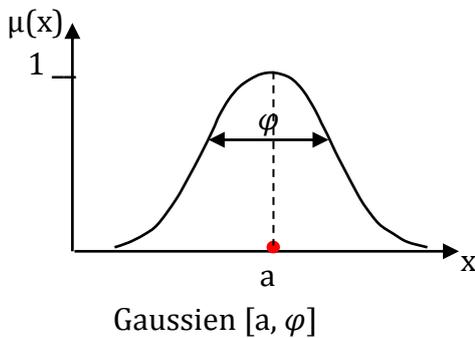
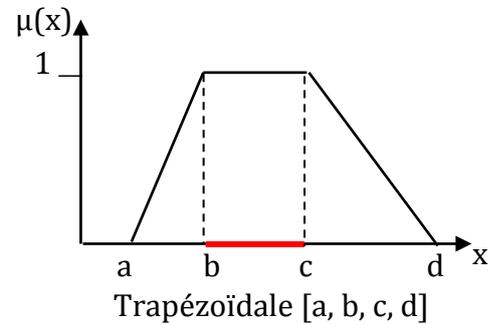
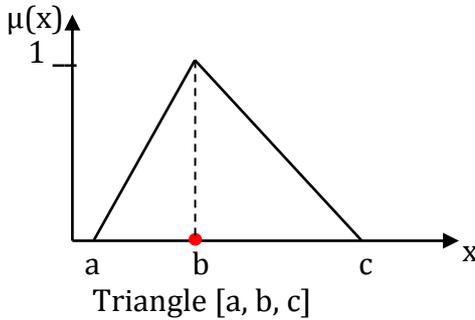
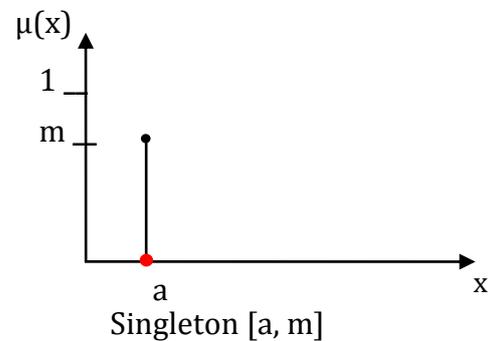
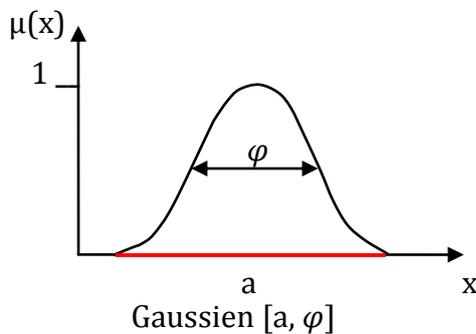
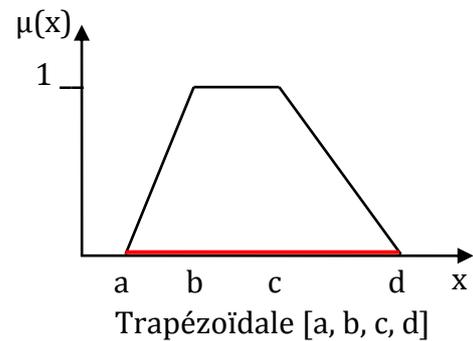
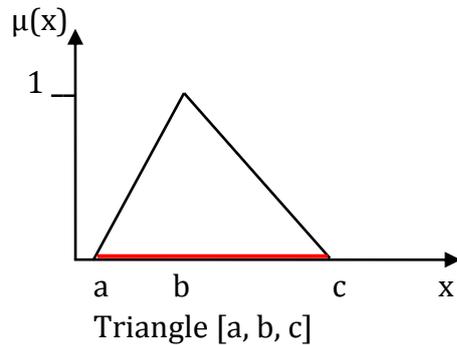


Figure I.11 : Représentation du noyau.

Le support*Figure I.12 : Représentation du support.***I.6. Opérations sur les sous-ensembles flous (sef)**

Extension des opérations de la théorie des ensembles classique. Ces opérateurs permettent d'écrire des combinaisons logiques entre notions floues, c'est-à-dire de faire des calculs sur des degrés de vérité. Parmi les opérations fondamentales de la théorie des sous-ensembles flous, nous avons retenu l'inclusion, l'intersection, l'union, l'égalité, complément (\subset , \cap , \cup , $= \dots$).

I.6.1. Les opérateurs flous [9]

Il existe de nombreuses variantes dans ces opérateurs, cependant, les plus répandus sont ceux dits « de Zadeh » décrits ci-dessous.

Soient A et B deux sefs de X, définis par les fonctions d'apprentissage μ_A et μ_B .

Inclusion de sef: $A \subset B$ ssi $\forall x \in X, \mu_A(x) < \mu_B(x)$

Intersection de sef: $\forall x \in X, \mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$

Union de sef: $A \cup B \quad \forall x \in X, \mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$

Égalité de sef: $A = B$ ssi $\forall x \in X, \mu_A(x) = \mu_B(x)$

Inclusion

Un sous-ensemble flou $A \in U$ est inclus dans un autre sous-ensemble flou $B \in U$ ($A \subseteq B$) si et seulement si tout élément x de U qui appartient à A appartient aussi à B avec un degré au moins aussi grand :

$$\forall x \in U, \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$$

L'intersection

L'intersection de deux sous-ensembles flous A et B de U est un sous-ensemble flou constitué des éléments de U affectés du plus petit de leurs deux degrés d'appartenance, donnés par μ_A et μ_B . C'est le sous-ensemble $C = A \cap B$ de U tel que :

$$\forall x \in U, \mu_C(x) = \min \{ \mu_A(x), \mu_B(x) \}$$

Exemple:

L'ensemble des facteurs de sécurité "Fs" Instable ET Contestable est un ensemble flou de fonction d'appartenance:

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

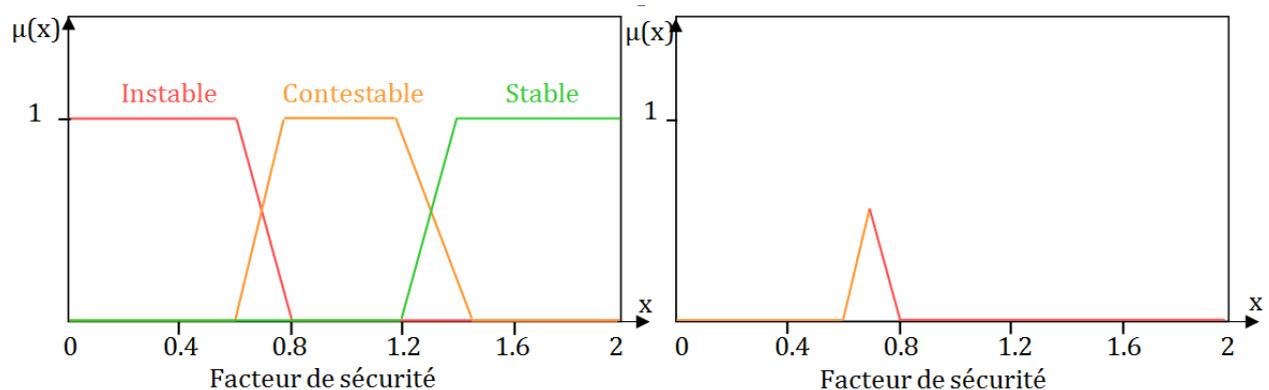


Figure 1.13 : Représentation de l'ensemble flou "Instable ET Contestable".

On remarque que l'opérateur ET de la logique classique est bien respecté : 0 ET 1 donne bien 0.

L'union

L'union de deux sous-ensembles flous A et B de U est un sous-ensemble flou constitué des éléments de U affectés du plus grand de leurs deux degrés d'appartenance, donnés par μ_A et μ_B . C'est le sous-ensemble $C = A \cup B$ de U tel que :

$$\forall x \in U, \mu_C(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$$

Exemple:

L'ensemble des facteurs de sécurité "Fs" instable OU contestable est un ensemble flou de fonction d'appartenance:

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

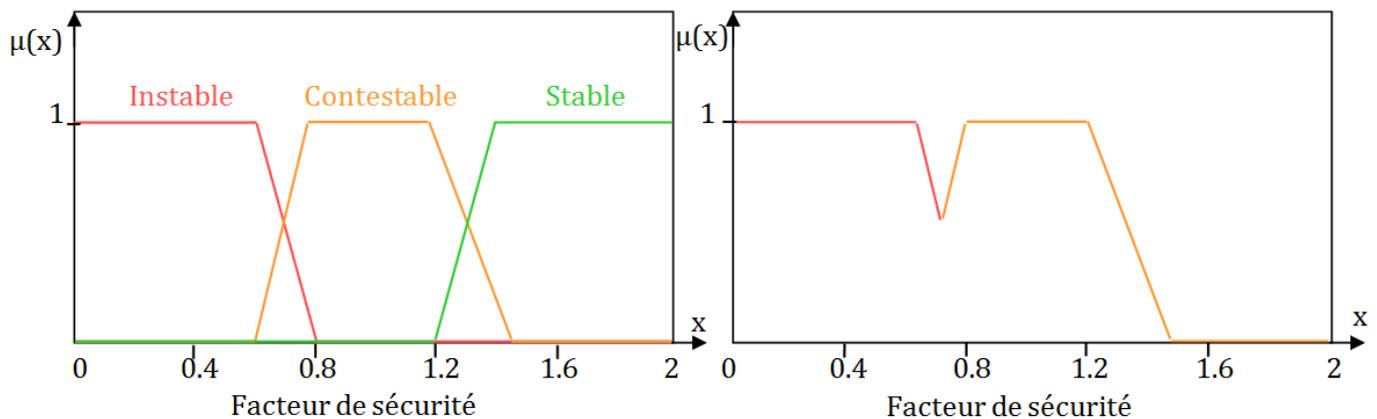


Figure 1.14 : Représentation de l'ensemble flou "Instable OU Contestable".

On remarque que l'opérateur OU de la logique classique est bien respecté : 0 OU 1 donne bien 1.

Complément

L'opérateur logique correspondant au complément d'un ensemble est la négation[11].

L'ensemble des facteurs de sécurités NON Instable est un ensemble flou de fonction d'appartenance:

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad \forall x \in A$$

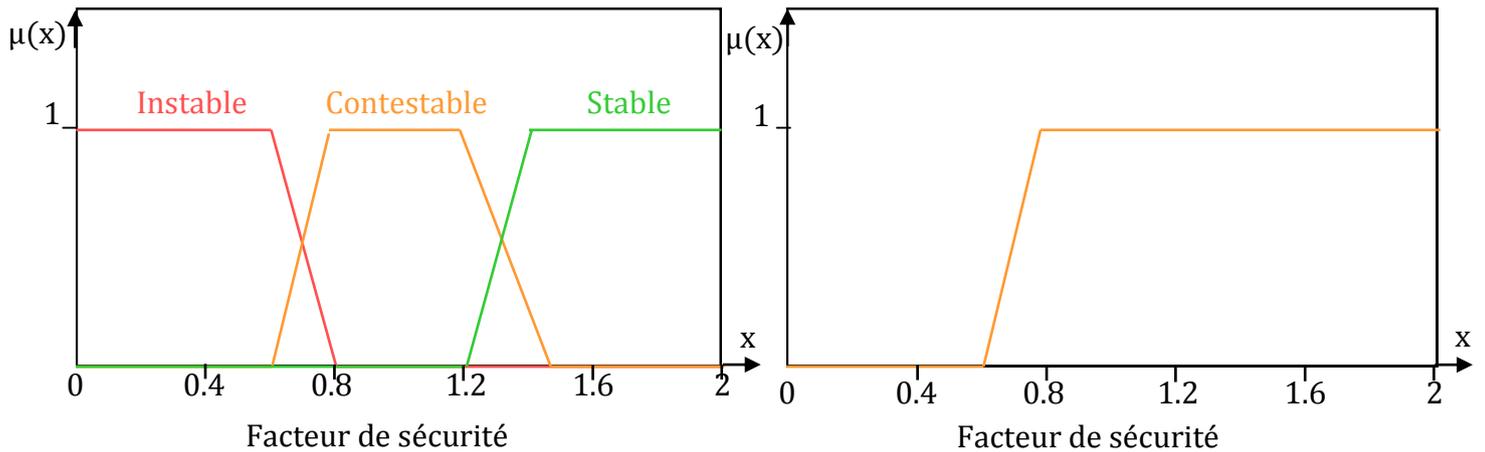


Figure I.15 : Représentation de l'ensemble flou "NON Instable".

Tableau I.1 : Tableau récapitulatif des opérateurs logiques flous.

		Opérateur de ZADEH	Opération logique	
Intersection	<p>$A \cap B$</p>	$\mu_{A \cap B} = \text{MIN}(\mu_A, \mu_B)$	ET	<p>$\mu_{A \cap B}$</p>
Union	<p>$A \cup B$</p>	$\mu_{A \cup B} = \text{MAX}(\mu_A, \mu_B)$	OU	<p>$\mu_{A \cup B}$</p>
Négation	<p>\bar{A}</p>	$\mu_{\bar{A}} = 1 - \mu_A$	NON	<p>μ_A and $\mu_{\bar{A}}$</p>

Le choix des opérateurs *min* et *max* pour définir respectivement l'intersection et l'union de sous-ensembles flous est justifié par le fait qu'ils préservent presque toute la structure de la théorie des ensembles classiques.

En effet, d'après les définitions données ci-dessus, nous pouvons retrouver les propriétés classiques de l'union et de l'intersection à savoir.

1.6.2. Propriétés

Certaines propriétés de la théorie des ensembles classiques sont vérifiées:

- ✓ $A \cup \emptyset = A$, $A \cap \emptyset = \emptyset$, $A \cup X = X$, $A \cap X = A$
- ✓ Associativité de \cap et de \cup : $(A \cup B) \cup C = A \cup (B \cup C)$
- ✓ Commutativité de \cap et de \cup : $A \cap B = B \cap A$
- ✓ Distributivité de \cap par rapport à \cup :
 - $A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$
 - $A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$

1.7.3. Les opérateurs arithmétiques [13]

L'addition

$$\mu_{A+B}(z) = \max \{ \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) / x + y = z \}.$$

La multiplication

$$\mu_{A \times B}(z) = \max \{ \min(\mu_A(x), \mu_B(y)) / x \times y = z \};$$

Néanmoins, d'autres opérateurs sont envisageables si l'on est moins exigeant sur la préservation des propriétés classiques. Ces opérateurs sont définis à l'aide d'une norme triangulaire et d'une conorme triangulaire définies comme suit :

Norme triangulaire

Une norme triangulaire “t-norme” est une fonction $T : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ vérifiant, pour tout x et y dans $[0, 1]$, les propriétés suivantes:

- T est **commutative** $T(x, y) = T(y, x)$,
- T est **associative** $T(x, T(y, z)) = T(T(x, y), z)$,
- T est **croissante** $T(x, y) \leq T(z, t)$ si $x \leq z$ et $y \leq t$,
- $T(x, 1) = x$.

D’une manière générale, l’opérateur d’intersection de deux sous-ensembles flous A et B peut être défini par une t-norme comme suit :

$$\mu_{A \cap T B}(x) = T(\mu_{A(x)}, \mu_{B(x)})$$

Conorme triangulaire

Une conorme triangulaire “t-conorme” est une fonction $\perp : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ vérifiant, pour tout x et y dans $[0, 1]$, les propriétés suivantes [14] :

- \perp est **commutative** $\perp(x, y) = \perp(y, x)$,
- \perp est **associative** $\perp(x, \perp(y, z)) = \perp(\perp(x, y), z)$,
- \perp est **croissante** $\perp(x, y) \leq \perp(z, t)$ si $x \leq z$ et $y \leq t$,
- $\perp(x, 0) = x$.

D’une manière générale, l’opérateur d’union de deux sous-ensembles flous A et B peut être défini par l’intermédiaire d’une t-conorme comme suit :

$$\forall x \in U, \mu_{A \cup \perp B}(x) = \perp(\mu_{A(x)}, \mu_{B(x)})$$

Ainsi, les opérateurs les plus utilisés sont récapitulés par le Tableau 1.2 [Dubois et Prade, 1995, Dubois et Prade, 1996b][12] :

Tableau I.2 : Liste des opérateurs de t -norme et t -conorme duales

$x \cap_T y$	$x \cup_{\perp} y$	Nom
$\text{Min}(x, y)$	$\text{Max}(x, y)$	Zadeh
$\text{Max}(x + y - 1, 0)$	$\text{Min}(x + y, 1)$	Lukasiewicz
$x \times y$	$x + y - xy$	Probabiliste
$\begin{cases} x & \text{si } x = 1 \\ y & \text{si } y = 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$	$\begin{cases} x & \text{si } y = 0 \\ y & \text{si } x = 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$	Weber

I.7. α -coupures d'un sous-ensemble flou [15]

Une α -coupure d'un sous-ensemble flou A est un ensemble ordinaire A_{α} contenant tous les éléments de l'univers de discours U , ayant un degré d'appartenance à l'ensemble A , supérieur ou égal à la valeur spécifiée de $\alpha \in [0, 1]$.

Définition

L'ensemble ordinaire A_{α} , appelé α -coupure, ou coupe de niveau α associé au sous-ensemble flou A défini sur un univers de discours U , est défini par :

$$A_{\alpha} = \{x \in U \mid \mu_A(x) \geq \alpha\}$$

Ainsi, si nous souhaitons se référer à des sous-ensembles ordinaires correspondant à un sous-ensemble flou donné, la façon la plus simple de réaliser cette approximation est de fixer une limite α inférieure aux degrés d'appartenance pris en considération.

Une α -coupure d'un ensemble flou nous permet donc, de déterminer quel sous-ensemble ordinaire est le plus proche à ce sous-ensemble flou. Cela, permet de retrouver les critères de décision de la théorie des ensembles classiques.

L'ensemble de toutes les α -coupures d'un sous-ensemble flou A forme une famille de sous-ensembles ordinaires de U emboîtés par rapport à la valeur α . En effet, si $\alpha_1 \geq \alpha_2$ alors $A_{\alpha_1} \subseteq A_{\alpha_2}$

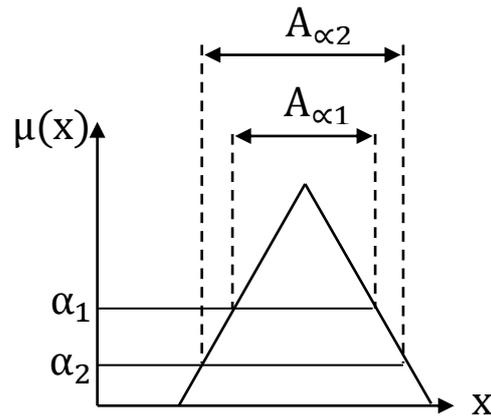


Figure II.16 : Une α -coupure d'un sous-ensemble flou A .

- Les α –coupes des sous-ensembles A et B flous vérifient les propriétés suivantes:
 - ✓ $(A \cup B)_\alpha = A_\alpha \cup B_\alpha$
 - ✓ $(A \cap B)_\alpha = A_\alpha \cap B_\alpha$
 - ✓ Si $(A \subseteq B)_\alpha$ alors $A_\alpha \subseteq B_\alpha$

I.7. 1. Règles floues

La logique floue a pour objectif de formaliser et de mettre en œuvre la façon de raisonner d'un être humain. En cela, elle peut être classée dans le domaine de l'intelligence artificielle. L'outil le plus utilisé dans les applications de logique floue est la base de règles floues. Une base de règles floues est composée de règles qui sont généralement utilisées en parallèle, mais peuvent également être enchaînées dans certaines applications.

Une règle est du type : SI « prédicat » ALORS « conclusion ».

Par exemple : « Si la température élevée et la pression forte ALORS ventilation forte et soupape grande ouverte ».

Les bases de règles floues, tout comme les systèmes experts classiques, fonctionnent en s'appuyant sur une base de connaissance issue de l'expertise humaine. Il y a néanmoins de grandes différences dans les caractéristiques et le traitement de cette connaissance.

Prédicat

Un prédicat (encore appelé prémisses ou condition) est une combinaison de propositions par des opérateurs ET, OU, NON. Les propositions « température élevée » et « pression forte » de l'exemple précédent sont combinées par l'opérateur ET pour former le prédicat de la règle.

Inférence

Le mécanisme d'inférence le plus couramment utilisé est celui dit « de Mamdani ». Il représente une simplification du mécanisme plus général basé sur « l'implication floue ». Seules les bases de règles « de Mamdani » sont utilisées dans ce qui suit.

I.8. Conception d'une application [10]

I.8. 1. Choix des opérateurs

Dans la plupart des applications, les bases de règles « de Mamdani » sont utilisées. Ce choix est adapté sauf si l'expertise comprend des indéterminations.

On choisit également le plus souvent d'utiliser des fonctions d'appartenance « trapézoïdales », car elles sont plus faciles à implémenter, et car elles simplifient le recueil d'expertise. Les fonctions d'appartenance de sortie sont le plus souvent des singletons, sauf quand les règles sont enchaînées. Une fonction d'appartenance de sortie triangulaire signifie en effet une incertitude sur la sortie à appliquer, et n'a pas beaucoup d'effet sur l'interpolation entre les règles.

Enfin, la défuzzification est réalisée par le « centre de gravité » pour la régulation (on tient compte de toutes les règles actives); l'utilisation de la « moyenne des maxima » pour les problèmes de prise de décision, permet de trancher lorsque des règles sont « en conflit » et évite d'aboutir à une décision intermédiaire.

I.8.2. Méthodologie

La conception d'une base de règles floues est un processus interactif. La plus grosse part de travail se trouve au niveau du recueil des connaissances. Un des intérêts de la logique floue est la possibilité de valider la base de règles auprès de ceux qui ont fourni l'expertise, avant de la tester sur un système réel. La figure II.17 illustre la démarche employée.

I.8.3. Recueil de connaissance

Il peut être décomposé en trois étapes :

- Lister les variables à prendre en compte ; elles deviendront les variables linguistiques de la base de règles ;
- Lister les grandeurs qualitatives à prendre en compte, préciser quand elles sont vraies et fausses ; ces grandeurs deviendront les termes linguistiques de la base de règles ;
- Exprimer comment ces concepts sont manipulés : quels sont les cas à considérer, comment ils se caractérisent, comment agir dans chaque cas.

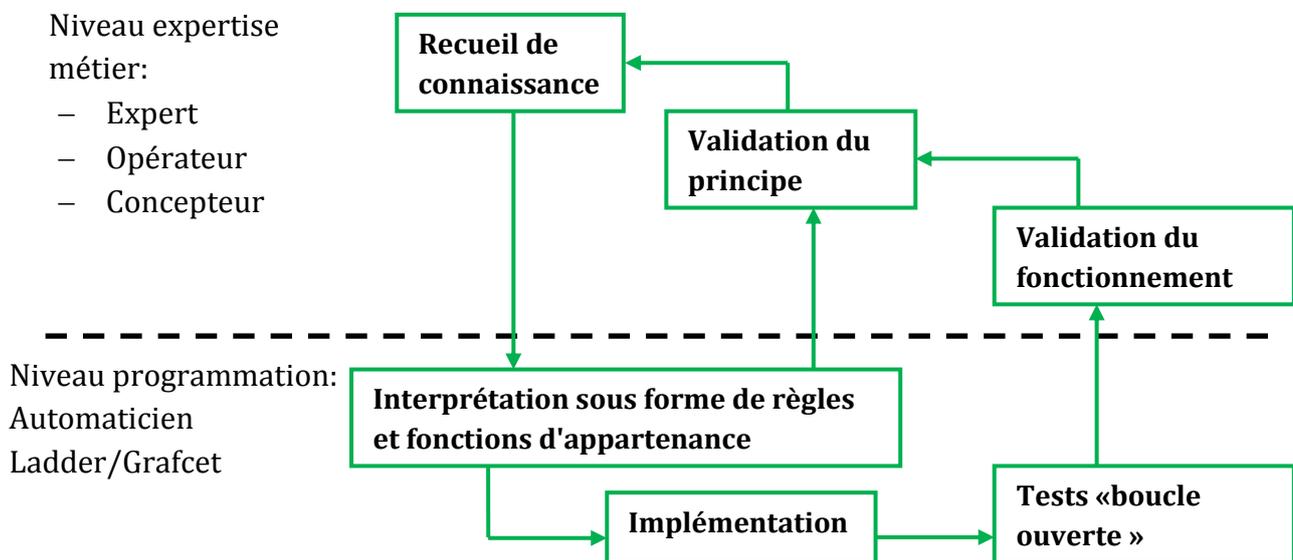


Figure I.17: méthodologie de conception

La transcription sous forme de règles floues est alors directe. Il convient cependant d'écrire le moins de fonctions d'appartenance et de règles possible afin de limiter le nombre de paramètres qu'il faudra régler par la suite et conserver une bonne lisibilité de la base.

On constate qu'il est plus facile d'ajouter des règles pour prendre en compte des situations nouvelles que d'en enlever.

I.8.4. Validation de la base de connaissance

Elle est conduite en plusieurs étapes :

- Présentation de la base de règles aux experts qui ont participé au recueil de connaissances et discussion : celle-ci permet d'identifier des points qui n'avaient pas été abordés, et de vérifier si les règles sont compréhensibles par tous ;
- Simulation « en boucle ouverte » : les experts comparent le comportement de la base de règles au comportement attendu d'après eux, sur des cas choisis à l'avance;
- Si le procédé peut être simulé, on peut également effectuer des simulations en boucle fermée.

I.8.5. Mise au point

- Les bases de règles ainsi écrites donnent souvent satisfaction dès leur premier essai.

Il arrive cependant que l'on ait besoin de modifier ou de mettre au point la base de règles.

Les principes qui suivent permettent de se guider dans la recherche de la cause probable de l'écart constaté :

- Si le comportement du correcteur en boucle fermée est contraire à ce qu'il devrait être, certaines règles sont probablement mal écrites;
- Si l'on désire optimiser la performance, il est en général préférable de régler au mieux les fonctions d'appartenance;

I.9. Les valeurs linguistiques

Dans une carrière ou mine à ciel ouvert, la stabilité des bords de talus à une importance capitale, dans la construction de la fosse minière.

En effet toute rupture de talus conduite à des pertes économique et parfois de vies humaines. Avant tout projet minier à ciel ouvert, un calcul de stabilité des pentes des talus pendant l'exploitation et en fin de l'exploitation, est recommandé pour prévenir tout risque de rupture en définissant l'angle de talus du gradin aussi que celui de la pente intégratrice de la fosse finale.

Exemple:

La fissuration du massif rocheux influe sur les propriétés mécaniques du massif et sur la stabilité des talus. C'est le facteur le plus important qui caractérise les roches et les sols. Elle permet de choisir la méthode d'exploitation. De résoudre le problème de la stabilité des bords de la carrière, du talus...

La fissuration est égale à la distance moyenne entre les fissures: $ID = \frac{L}{n} = 20 \text{ cm}$

L : longueur de la partie étudiée du massif (m)

n : nombre de fissures sur la partie mesurée.

ID : indice de fissuration (m)

Que signifie: ID = 20 cm.

Évaluation numérique



Évaluation qualitative: langage naturel

La fracturation est forte

Comment représenter ces valeurs linguistiques ?

Comment formuler cette quantification linguistique ?

Comment intégrer ces valeurs linguistiques dans un système intelligent ?

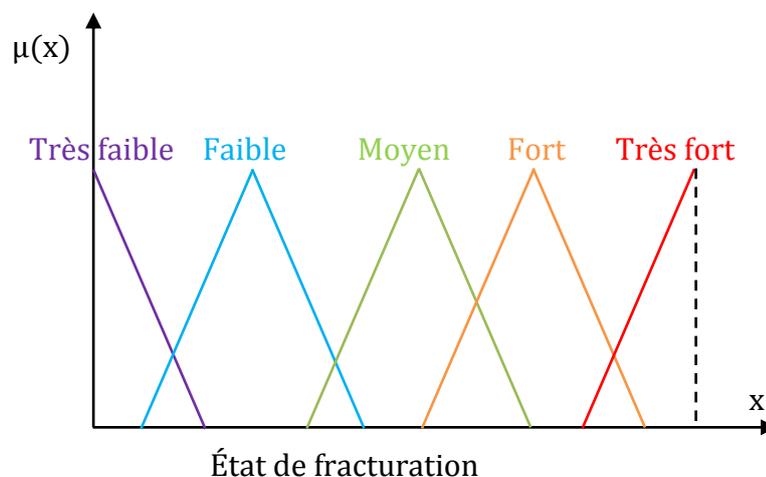


Figure 1.18 : La représentation des variable linguistique "état de fracturation".

- L'ensemble de référence d'un mot du langage naturel s'appelle l'univers du discours.
- Une variable linguistique représente un état dans le système à régler.
- Sa valeur est définie dans des termes linguistiques qui peuvent être des mots ou des phrases d'un langage naturel.

I.10. Conclusion

Le concept de sous-ensemble flou, permettant une appartenance nuancée, autorise la définition de catégories linguistiques graduelles telles qu'elles sont manipulées par l'esprit humain.

Un sous-ensemble flou permet de ce fait de créer une interface naturelle entre le quantitatif/numérique et le qualitatif/symbolique. A partir de variables floues qualifiées par les classes de partitions floues, il est possible de construire des règles floues de décision.

Les bases de règles floues, dans leur cas général, sont définies par des fonctions d'appartenance sur les variables du système, et par des règles qui peuvent être écrites textuellement, où chaque règle fait appel à des entrées et des sorties.

Cela comporte de nombreux avantages, comme inclure des connaissances d'un expert non-informaticien au cœur d'un système décisionnel ou encore modéliser plus finement certains aspects du langage naturel.

CHAPITRE

2

PRINCIPE

DE LA LOGIQUE FLOUE



II.1. Introduction

La logique floue est une branche des mathématiques et, à ce titre, toute une série de notions fondamentales sont développées. Ces notions permettent de justifier et de démontrer certains principes de base. Le principe d'un système flou, c'est de pouvoir calculer des paramètres de sorties en fournissant au système un ensemble de règles formulés en langage naturel.

Dans ce qui suit, on montrera les éléments indispensables à la compréhension du principe de la logique floue.

Ces éléments sont :

- La fuzzification
- Moteur (règle) d'inférence
- L'agrégation
- Défuzzification.

II.2. La fuzzification [16]

L'étape de fuzzification a pour but de transformer une donnée numérique en variable linguistique. Pour cela, le concepteur du système flou doit créer des fonctions d'appartenances.

Une fonction d'appartenance est une fonction qui permet de définir le degré d'appartenance d'une donnée numérique à une variable linguistique.

Prenons par exemple une température en degré Celsius provenant d'un capteur dans une mine. On veut transformer cette donnée numérique en variable linguistique. On peut trouver plusieurs variables linguistiques qualifiant une température : chaud, froid, très froid, tempéré, très chaud, etc.

Maintenant, il suffit de créer une fonction d'appartenance de la température à chacune de ces variables. Créons la fonction d'appartenance de la température à la variable linguistique "chaud".

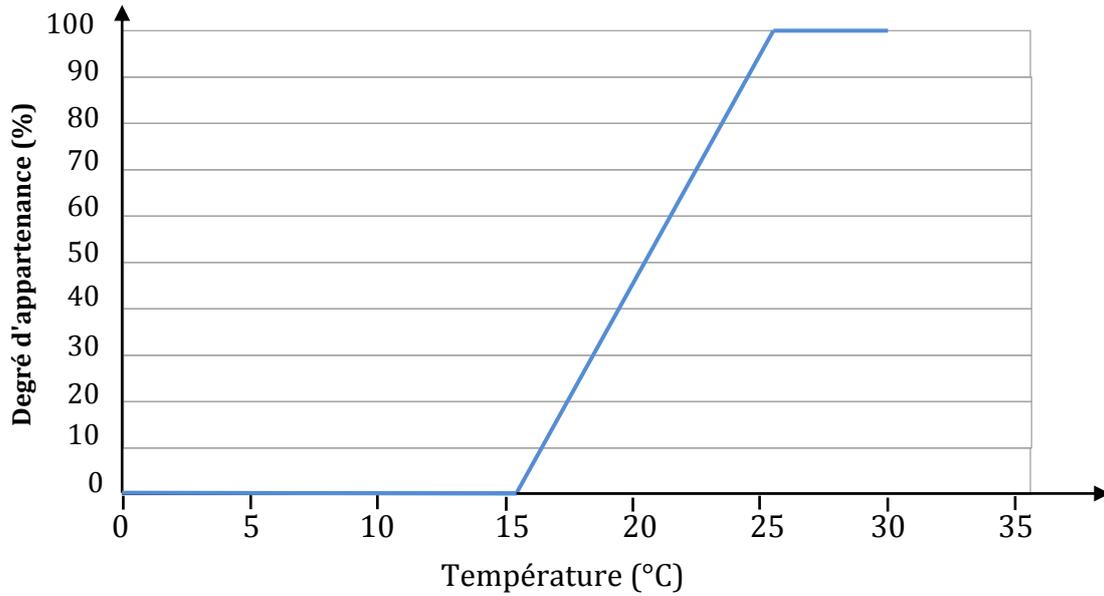


Figure II.1: La fonction d'appartenance de la température à la variable linguistique "chaud".

Ici, si notre capteur de température nous indique 23°, la fuzzification nous dira que la température est chaude à 80%.

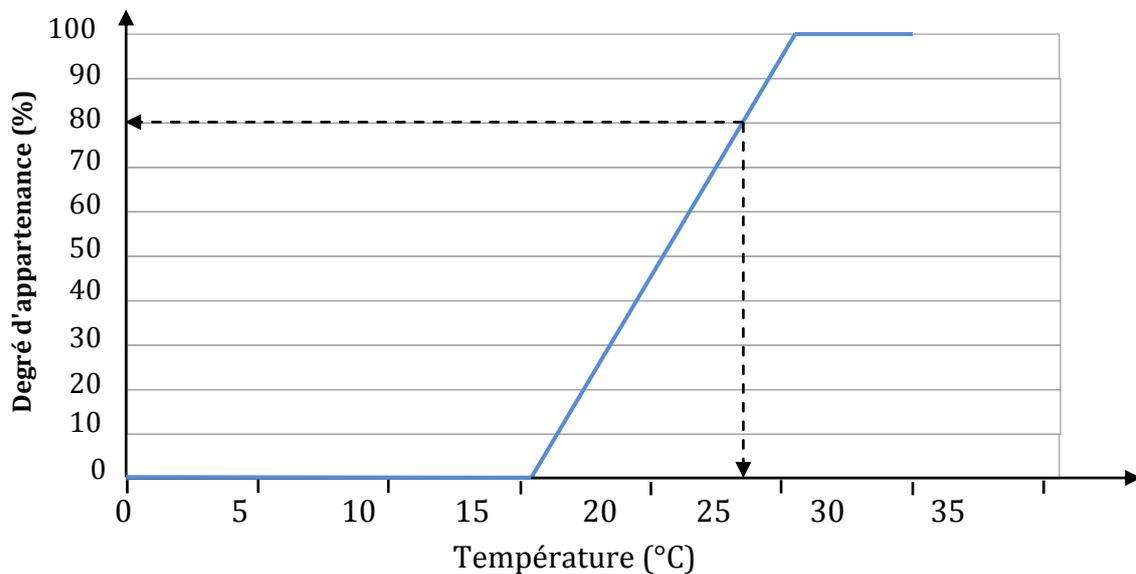


Figure II.2: Transformer une donnée quantitative en variable linguistique qualitative "Fuzzification".

Bien évidemment, on peut utiliser plusieurs variables linguistiques pour caractériser un seul type de données.

Ici, nous choisirons trois variables linguistiques pour qualifier la température: Chaud, froid et tempéré. Pour cela, il faut créer une fonction d'appartenance pour chaque variable. Comme ces fonctions d'appartenances qualifient un même type de données, on peut les représenter sur le même graphique.

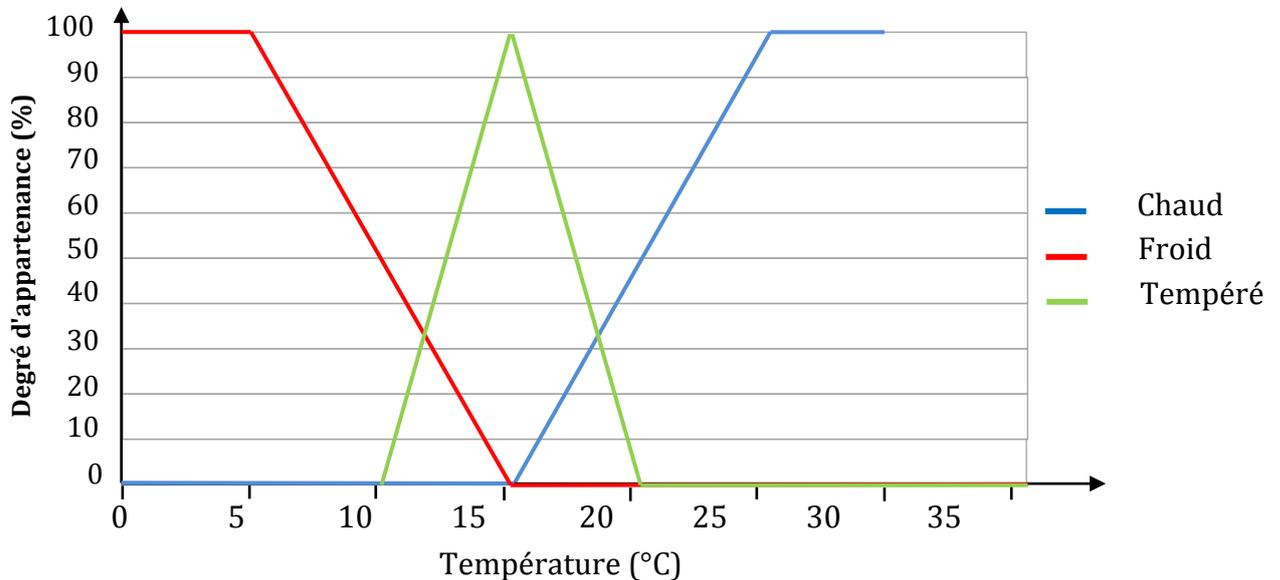


Figure II.3: Trois variables linguistiques pour qualifier la température dans une mine.

Si le capteur nous renvoie 17°C, après fuzzification, la température sera chaude à 20%, tempérée à 60% et froide à 0% comme il est montré dans la Figure III.4.

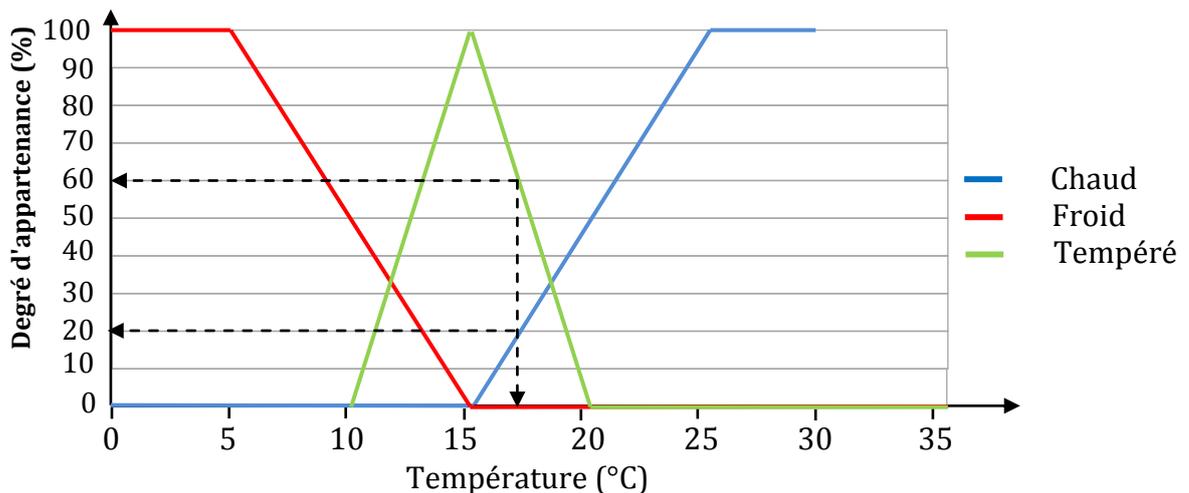


Figure II.4: La fuzzification de la température.

Pour l'exemple, on a choisi des fonctions d'appartenances relativement simples. Elles sont linéaires ou en forme de triangle. Mais libre au concepteur du système de choisir une fonction d'appartenance plus complexe s'il estime que le gain de performance est non

négligeable. Les fonctions d'appartenances les plus courantes ont une forme de triangle, de trapèze ou de cloche.

Par ailleurs, on remarque que si l'on choisit une fonction d'appartenance en forme de rectangle, on se retrouve dans le cas d'une logique classique !!

Cette première étape de fuzzification va donc traduire les données numériques en différentes variables linguistiques.

II.3. Le moteur d'inférence [16]

Maintenant que l'on possède des variables linguistiques, on va pouvoir les passer dans le moteur d'inférence. Ici, chaque règle du moteur d'inférence est écrite par le concepteur du système flou en fonction de connaissance qu'il possède.

La première chose à faire pour cette seconde partie est donc de lister toutes les règles que l'on connaît et qui s'applique au système.

Une règle doit être sous la forme « **Si** condition, **alors** conclusion ». Par exemple, *SI la vitesse du camion est grande ET la distance au feu est courte ALORS freine fort*, est une règle d'inférence valide.

Le problème dans les règles d'inférences, c'est de savoir ce que les opérateurs logiques signifient. En effet, les opérateurs de la logique classique (ET, OU) ne sont plus valables en logique floue. Il faut donc les redéfinir nous-même.

II.3.1. L'opérateur ET (T-Norme)

L'opérateur ET en logique floue correspond à l'intersection de deux ensembles flous, il existe plusieurs définitions de l'opérateur ET en logique floue.

Parmi les plus utilisés, on a :

- L'opérateur de minimalité : $a \text{ ET } b = \min(a, b)$
- L'opérateur produit : $a \text{ ET } b = a.b$

Par exemple, reprenons la règle d'inférence ci-dessus (**Si** la vitesse est grande ET la distance au feu est courte **ALORS** freine fort) en utilisant l'opérateur de minimalité.

Si on sait que la vitesse est grande à 80% et que la distance au feu est courte à 20% alors, je vais freiner fort à 20%. Tandis que si j'utilise l'opérateur produit, je freinerai fort à 16%.

Il existe une troisième interprétation de l'opérateur ET logique qui se nomme le ET flou. Cet opérateur est un mix entre l'opérateur de minimalité et la moyenne arithmétique.

Le ET flou se définit comme suit :

$$a \text{ ET } b = \gamma \cdot \min(a, b) + (1 - \gamma) \cdot \frac{(a + b)}{2}$$

Le ET flou possède un paramètre γ qui est compris entre 0 et 1 et qui doit être fixé par le concepteur du système flou. Si γ vaut 1, on se retrouve avec l'opérateur de minimalité tel que défini plus haut.

Si on reprend l'exemple ci-dessus, mais en utilisant le ET flou avec un γ à 0.5 :

$$80\% \text{ ET } 20\% = 0.5 \times \min(80\%, 20\%) + (1 - 0.5) \times \frac{(80\% + 20\%)}{2} = 35\%.$$

Je devrais donc freiner fort à 35%.

II.3.2. L'opérateur OU (S-Norme ou T-Conorme)

Le « OU » en logique floue correspond à l'union de deux ensembles flous. Comme pour le « ET » logique, il existe plusieurs définitions du **OU** logique dans le cadre de la logique floue :

- L'opérateur de maximalité : $a \text{ OU } b = \max(a, b)$
- L'opérateur produit : $a \text{ OU } b = 1 - [(1-a) \times (1-b)]$

Si nous modifions la règle d'inférence ci-dessus pour avoir un OU dans les conditions : *Si la vitesse est grande OU la distance au feu est courte ALORS freine fort*
Dans ce cas, si on utilise l'opérateur de maximalité, je freinerais fort à 80%, et avec l'opérateur produit, je freinerais fort à 84%.

De même que pour le « ET », il existe un troisième opérateur assez connu pour le « OU » logique : le « OU » flou. Cet opérateur est défini comme une combinaison entre l'opérateur maximum et la moyenne arithmétique.

$$a \text{ OU } b = \gamma \cdot \max(a, b) + (1 - \gamma) \cdot \frac{(a + b)}{2}$$

Si l'on choisit le « OU » flou avec un gamma de 0.5, il faudra donc freiner fort à 65%

II.3.3 L'opérateur NON

L'opérateur « NON » en logique floue correspond à l'ensemble complémentaire « et » est défini simplement : $\text{NON } a = 1 - a$.

Bien sûr, le choix des opérateurs revient entièrement au concepteur du système flou. Celui-ci peut même décider de créer ses propres opérateurs qui remplaceront les opérateurs logiques moyennant de respecter certaines propriétés algébriques (associativité, commutativité, monotonie et, respectivement, 0 comme élément absorbant et 1 comme élément neutre pour un opérateur ET, et 1 comme élément absorbant et 0 comme élément neutre pour un opérateur OU).

Une fois que l'on a dressé une liste de règles d'inférences, que l'on a choisi, les opérateurs logiques que l'on souhaitait utiliser, il suffit qu'appliquer chaque règle aux variables linguistiques calculés dans l'étape de fuzzification. Les résultats de ces règles pourront directement aller à l'étape finale de défuzzification.

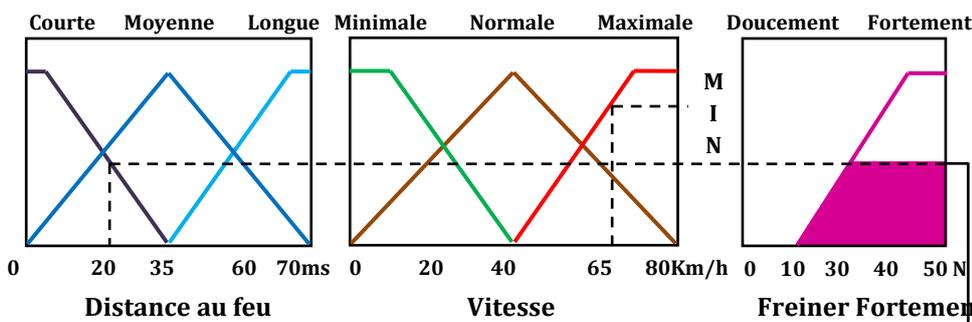
II.4. L'agrégation [16]

Chaque règle délivre une conclusion partielle qui est ensuite agrégée aux autres règles pour fournir une conclusion (agrégation). Nous allons maintenant appliquer l'ensemble des plusieurs règles. Pour chacune de ces règles, nous obtenons un résultat intermédiaire.

Nous agrégerons ces résultats intermédiaires en un résultat final en prenant simplement le maximum.

Exemple d'agrégation : le résultat est montré à droite sur le schéma suivant

Règle1 : Si distance est Courte et Vitesse est Maximale Alors freiner Fortement



Règle2 : Si distance est Moyenne et Vitesse est Normale Alors freiner Doucement

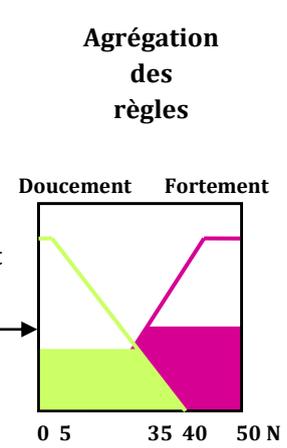
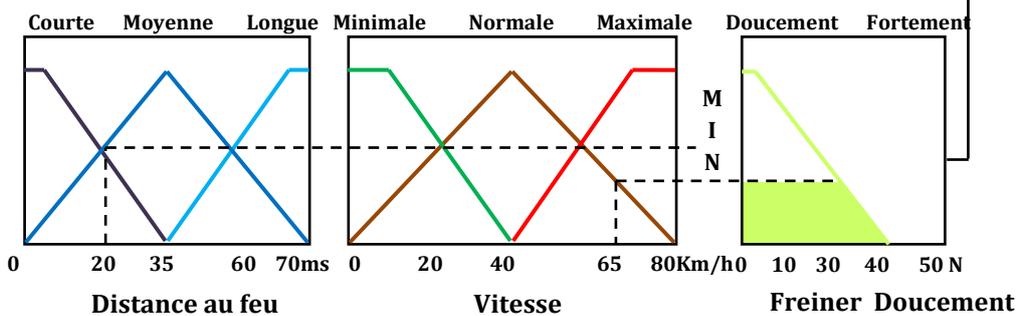


Figure II.5: L'agrégation des règles.

Comme nous le voyons, il ne nous reste plus qu'à prendre la décision finale. Cette étape finale, qui permet de passer de l'ensemble flou issu de l'agrégation des conclusions à une décision unique, s'appelle la défuzzification.

II.5. La défuzzification [16]

La dernière étape pour avoir un système flou opérationnel s'appelle la défuzzification. Lors de la seconde étape, on a généré un tas de commandes sous la forme de variables linguistiques (une commande par règle).

Le but de la défuzzification est de fusionner ces commandes et de transformer les paramètres résultants en donnée numérique.

L'étape de défuzzification se déroule en deux temps :

D'abord, il faut fusionner les variables linguistiques communes à l'aide d'un opérateur de la logique floue choisi par le concepteur du système. Si on a plusieurs règles d'inférences qui génèrent plusieurs valeurs de la même variable linguistique, on peut choisir un opérateur pour combiner les valeurs de la variable. Cet opérateur sera dans la grande majorité des cas, le OU logique utilisant l'opérateur de maximalité.

Par exemple, si on a trois règles qui génèrent la variable linguistique *accélère fortement* à 20%, 25% et 30%. Il en résultera que la variable *accélère fortement* aura pour valeur finale 30%, et le même cas pour la variable linguistique *accélération moyenne*, et la variable linguistique *faible* (c'est l'agrégation).

Dans un second temps, nous pouvons réellement entamer la partie délicate de la défuzzification. On a une série de variables linguistiques qui caractérisent une seule et même donnée.

Par exemple, on peut avoir trois variables linguistiques : *accélération forte* à 30%, *accélération moyenne* à 80% et *accélération faible* à 0% qui qualifie l'accélération (figure II.6).

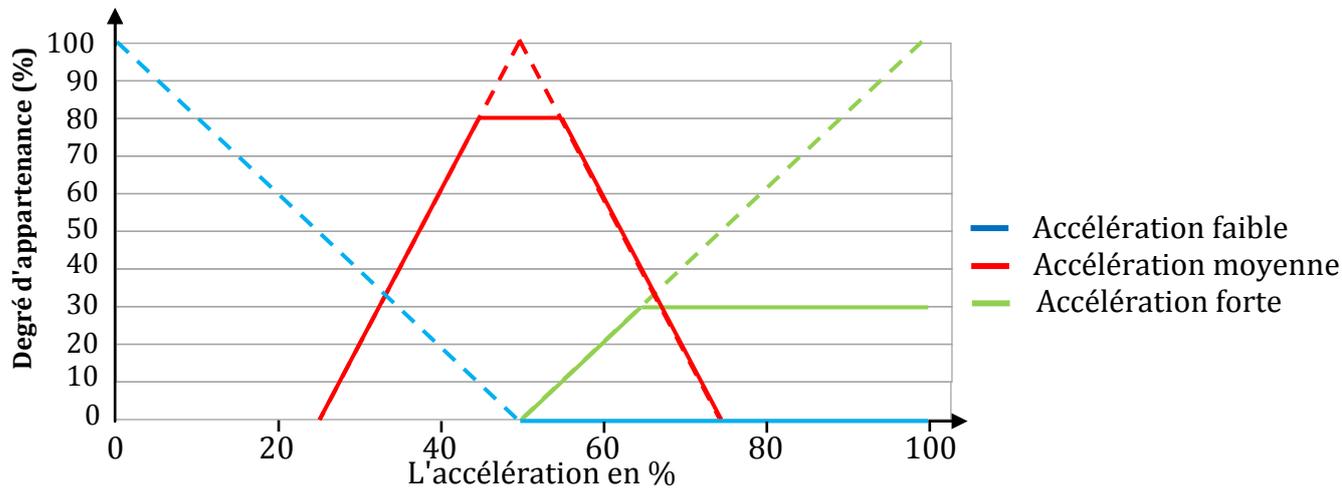


Figure II.6: La nouvelle fonction d'appartenance.

Ces variables linguistiques possèdent chacune une fonction d'appartenance. Défuzzifier la donnée d'accélération revient donc à trouver la meilleure valeur quantitative en fonction des fonctions d'appartenances des variables linguistiques.

Il existe plusieurs méthodes pour défuzzifier, parmi les plus utilisés, on peut citer la méthode de la moyenne des maximas (MM) et la méthode du centre de gravité (CG).

II.5.1 La méthode de la moyenne des maximas (MM)

La méthode de la moyenne des maximas revient à prendre l'abscisse correspondant à la moyenne des abscisses ayant pour ordonnée la valeur maximale des fonctions d'appartenance.

Dans le cas précédent, le maximum de la fonction d'appartenance, c'est 80% pour la variable linguistique *accélération moyenne*. Il faut donc faire la moyenne des abscisses pour lesquels la fonction d'appartenance *accélération moyenne* est supérieure ou égal à 80%.

D'un point de vue formel, la méthode de la moyenne des maximas s'exprime de cette façon :

$$MM = \frac{\int_{X_1}^{X_2} x \cdot dx}{\int_{X_1}^{X_2} dx} \text{ avec } X_i = \{x, \mu(x) = \sup(\mu(x))\}$$

Pour illustrer la méthode de défuzzification on a la figure II.7.

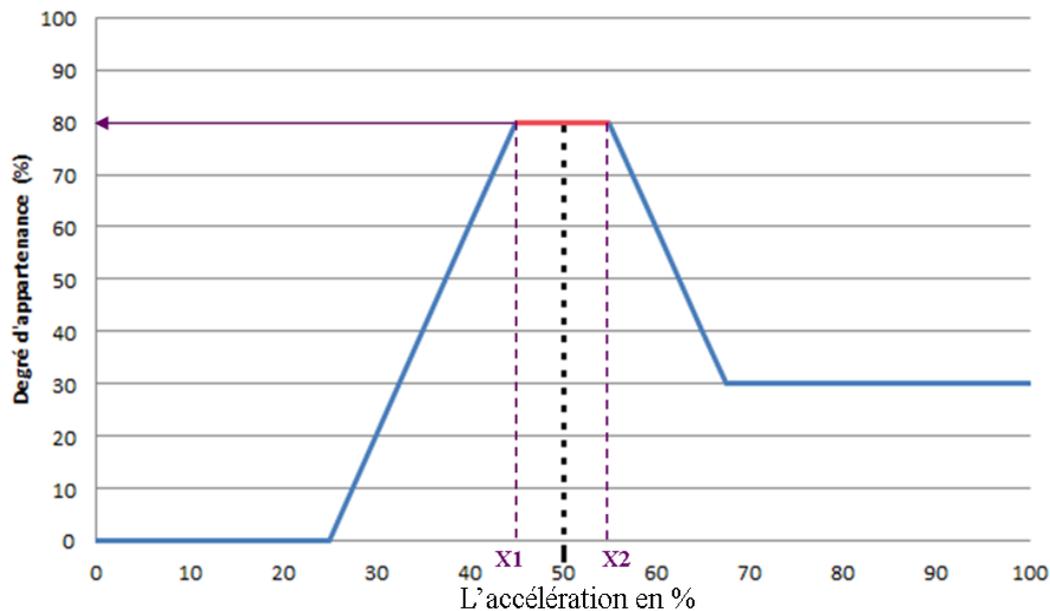


Figure II.7: La méthode de la moyenne des maximas

On remarque que la fonction d'appartenance résultante est maximale pour une accélération comprise entre 40 et 60%. Il suffit de faire la moyenne sur l'intervalle [40,60] pour trouver l'accélération résultant. Ici, le résultat de la défuzzification vaudra 50%.

II.5.2 La méthode du centre de gravité (CG)

Elle consiste à prendre l'abscisse correspondant au centre de gravité de la fonction d'appartenance. Formellement, on l'exprime comme :

$$CG = \frac{\int_{X_1}^{X_2} x \cdot \mu(x) dx}{\int_{X_1}^{X_2} \mu(x) dx}$$

Avec x , le domaine de la fonction d'appartenance.

La méthode du centre de gravité donne des résultats bien meilleurs et est largement utilisée dans les systèmes flous. Néanmoins, elle possède l'inconvénient d'être très coûteuse. En effet, pour appliquer cette méthode de défuzzification, il faut calculer le centre de gravité de la surface sous la fonction d'appartenance et de prendre l'abscisse de ce centre de gravité.

Pour illustrer cette méthode de défuzzification, prenons l'exemple précédent.

On suppose que les variables linguistiques de sorties sont *accélération faible* à 0%, *accélération moyenne* à 80% et *accélération forte* à 30%.

Pour cela, il faut décomposer la fonction d'appartenance en petits morceaux et intégrer sur chacun des morceaux (figure II.8).

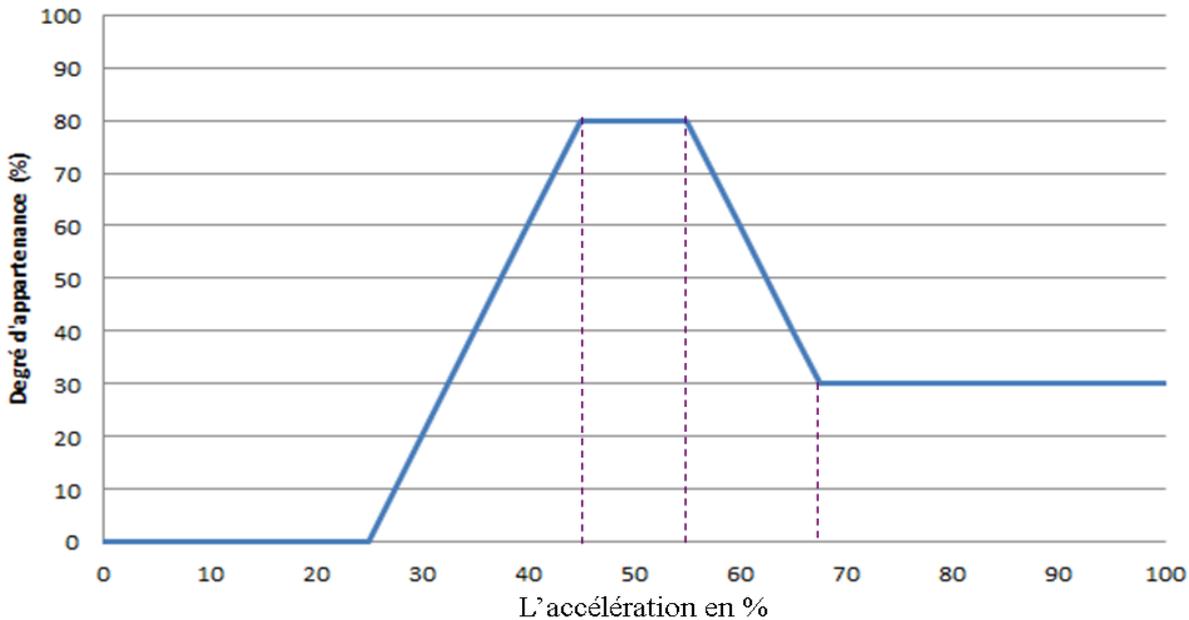


Figure II.8: La décomposition de la fonction d'appartenance.

Les fonctions des segments sont les suivantes :

$$\left\{ \begin{array}{ll} \mu(x) = (x - 25\%) \cdot 4 & x \in [25\%, 45\%] \\ \mu(x) = 80\% & x \in [45\%, 55\%] \\ \mu(x) = 80\% - (x - 55\%) \cdot 4 & x \in [55\%, 67.5\%] \\ \mu(x) = 30\% & x \in [67.5\%, 100\%] \end{array} \right.$$

Il suffit maintenant d'appliquer l'intégrale du centre de gravité :

$$Valeur = \frac{\int_{25\%}^{45\%} x \cdot \mu(x) \cdot dx + \int_{45\%}^{55\%} x \cdot \mu(x) \cdot dx + \int_{55\%}^{67.5\%} x \cdot \mu(x) \cdot dx + \int_{67.5\%}^{100\%} x \cdot \mu(x) \cdot dx}{\int_{25\%}^{45\%} \mu(x) \cdot dx + \int_{45\%}^{55\%} \mu(x) \cdot dx + \int_{55\%}^{67.5\%} \mu(x) \cdot dx + \int_{67.5\%}^{100\%} \mu(x) \cdot dx} = 58\%$$

La valeur de l'accélération calculée à l'aide de la défuzzification par centre de gravité vaut donc 58%, ce qui est une valeur plus réaliste.

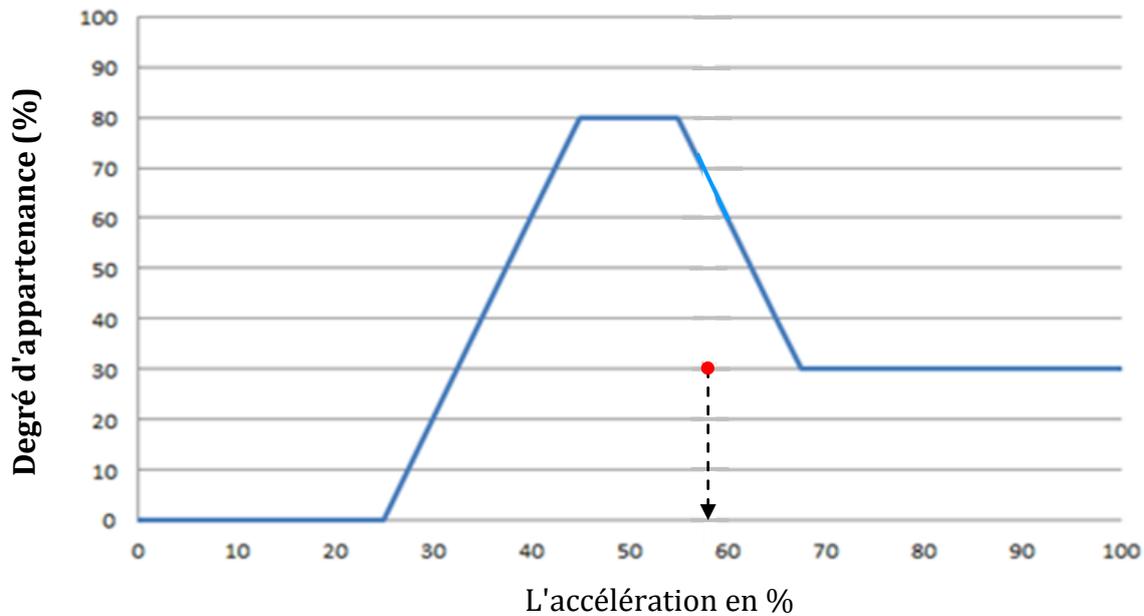


Figure II.9: La méthode du centre de gravité.

La défuzzification est une partie délicate à implémenter dans un système flou. En effet, elle consomme généralement pas mal de ressource informatique pour pouvoir transformer les variables linguistiques en données numériques, car dans cette partie, on manipule des fonctions. Ceci peut être un point critique dans un système embarqué et le choix de la méthode de défuzzification y est donc crucial.

II.6. Conclusion

En conclusion, pour réaliser un système flou, il faut dans un premier temps modéliser les données d'entrées en variables linguistiques grâce à des fonctions d'appartenances, dans un second temps, dresser une liste de règles d'inférences qui représentent les connaissances que l'on a du système et enfin, il faut choisir quels sont les opérateurs logiques à utiliser et quel type de défuzzification on souhaite utiliser.

CHAPITRE

3

IDÉE

D'INTRODUCTION

DE LA LOGIQUE FLOUE DANS LES MINES



III.1. Introduction

Au cours des deux dernières décennies, la logique floue a été appliquée avec succès à des nombreux problèmes du monde réel en particulier dans la modélisation des systèmes complexes et imprécis de la science et en particulier en génie minier, mécanique des roches et géologie de l'ingénieur. Par exemple, Nguyen et Ashworth [17], Habibagahi et Katebi [18], Sonmez et al. [19] et Aydin [20] ont utilisées les approches floues pour la classification des masses rocheuses. Jiang et al. [21] et Deb [22] ont évalué la performance du toit dans les mines de charbon en utilisant la théorie des ensembles flous.

Bascetin et al. [23] ont utilisé la technique de la logique floue pour la sélection d'équipements miniers de surface. Karadogan et al. [24] ont appliqué la théorie des ensembles flous pour la sélection du procédé de l'exploitation minière souterraine. Dodagoudar et Venkatachalam [25] ont utilisé la théorie des ensembles flous pour l'évaluation de la stabilité des pentes rocheuses. Fisne et al. [26], Monjezi et al. [27] et Rezai et al. [28] ont développé des modèles flous pour l'analyse et la prévision des effets de l'opération de tir tel que la vibration des terrains, projection des roches. et Li et al. [29] ont appliqué des modèles flous pour l'analyse du déplacement des roches et l'affaissement du sol en raison de l'exploitation minière. Iphar et Gökten [30] ont développé un modèle flou pour la sélection de l'équipement de la mine de surface. Ataei et al. [31] ont utilisé la logique floue pour la détermination de la mécanisation de la mine de charbon.

La théorie des ensembles flous a été utilisée pour la prédiction des propriétés des roches telles que la résistance à la compression uni-axiale, module d'élasticité et la fragilité de Gokceoglu [32], Kayabasi et al. [33], Gokceoglu et Zorlu [34], Sonmez et al. [35] et Yagiz et Gokceoglu [36].

Dans ce chapitre on va parler sur deux exemples d'utilisation de la logique floue dans les mines. Le premier sur l'utilisation de la logique floue pour le contrôle du forage des Trous de mine et le second sur l'application de la logique floue pour prédire le taux de chute du toit dans les mines de charbon.

III.2. Exemple 1: Construction du modèle floue pour le contrôle de forage des trous de mine [36]

III.2.1. Fonctionnement de foret de trou de mine

Dans le processus de forage, le foret attaque la roche avec l'énergie fournie à partir de la machine de forage grâce à une tige de foret qui transmet la rotation et le poids vers le bas (pul down load). Le mécanisme d'avancement vers le bas applique une charge hydraulique au-dessus de 65% du poids de la machine qui force le foret contre la roche. Le foret casse et enlève la roche par l'action de grattage pour les roches tendres et par le concassage dans les roches durs ou par la combinaison de ces actions. Un compresseur d'une capacité élevée de sortie applique un jet d'air comprimé qui passe par le foret intérieur et enlève le matériel désagrégé du trou. La rotation est assurée par un moteur électrique 75 CV dont la vitesse normale varie de 50 à 100 tr /min.

La figure III.1 montre les principaux composants du système de rotation: l'air comprimé, système d'avancement et de remonté, moteur de rotation, tête rotative, tige, stabilisateur et foret.

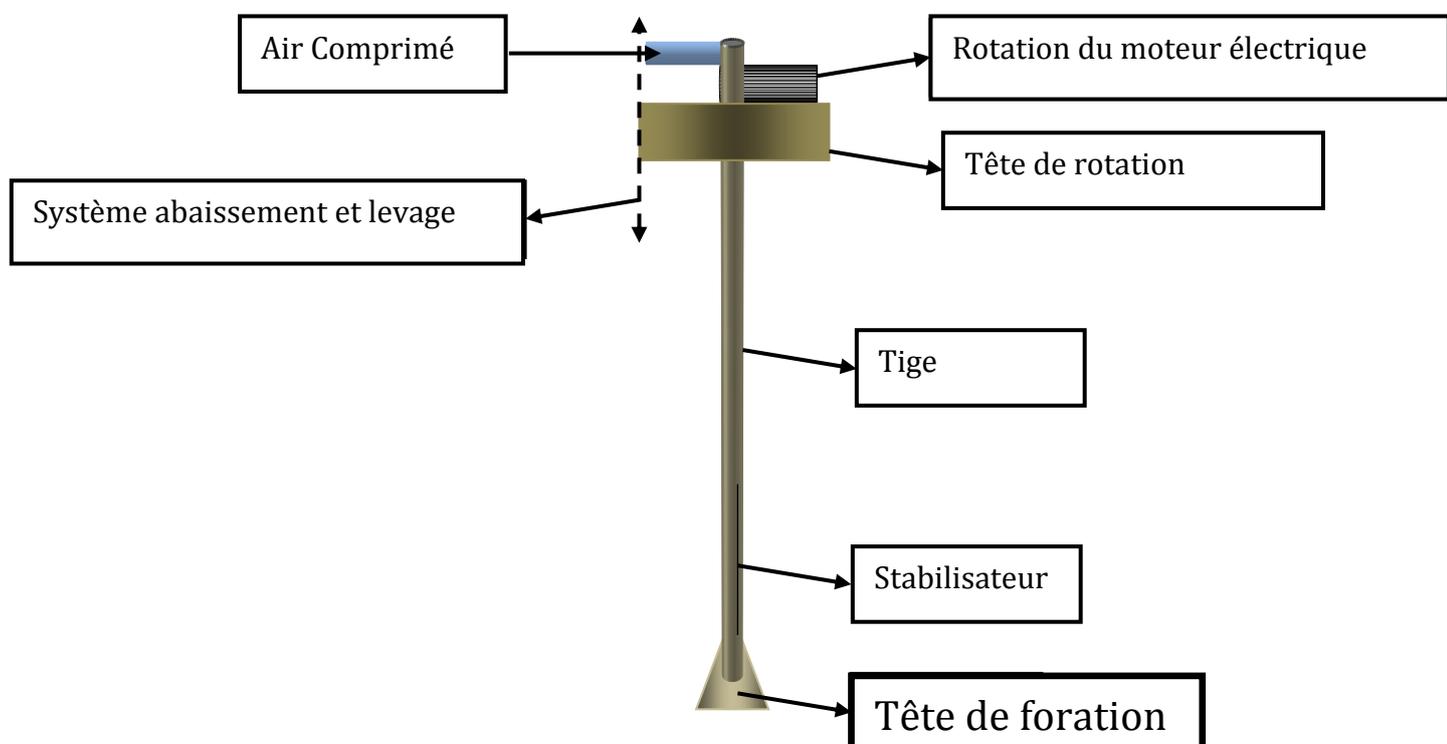


Figure III.1: les principaux composants du système de rotation

La contrôle de rotation considère l'opérateur humain comme élément dans le lien de contrôle (voir la figure III.2). Le contrôle d'avancement vers le bas utilise le contrôle automatique au moyen du contrôleur PID (*Proportional-Integral-Derivative*) conventionnel.

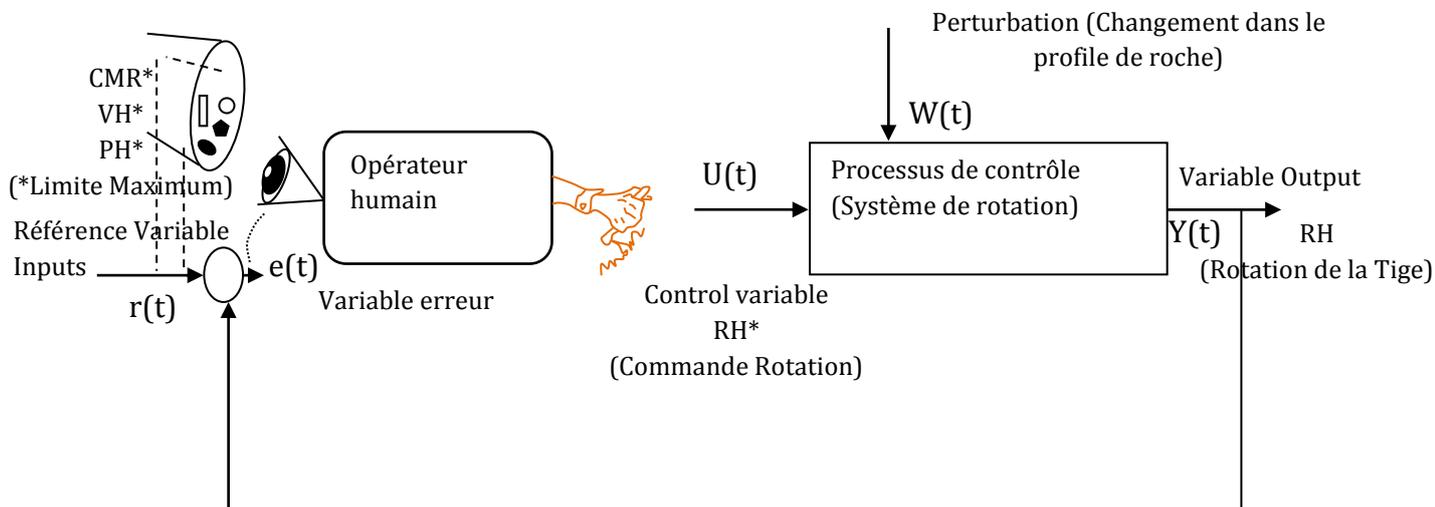


Figure III.2: la stratégie de contrôle du système de rotation

VH : la Vibration de la tige, Entrées

CMR : Courant de rotation du moteur.

PH : La pression interne de la tige.

FP : force vers le bas (déroulant).

RH : rotation de la tige.

III.2.2. Le modèle flou proposé par E.S. BALBIN [36]

Comme alternative au contrôle manuel de rotation et au contrôle d'avancement PID, il propose une mise en œuvre d'un contrôleur flou de Mamdani de type basé sur des règles. Ce modèle recherche pour ajuster sa performance avec les nécessités de la procédure, afin de garantir une réponse rapide aux bruits et une stabilisation plus rapide des systèmes.

Dans une analyse préliminaire du problème, pourrait penser à utiliser deux contrôleurs, un pour le Système d'avancement vers le bas, et un autre pour le système de rotation.

La définition de la matrice des règles et l'analyse du contrôle de la machine réelle de foration, il a été perçu un degré d'interactivité entre les variables de sortie des deux systèmes.

Cette interaction suggère l'utilisation d'un seul dispositif de contrôle qui comprend trois entrées et deux sorties. La figure III.3 montre la structure du contrôleur flou proposé:

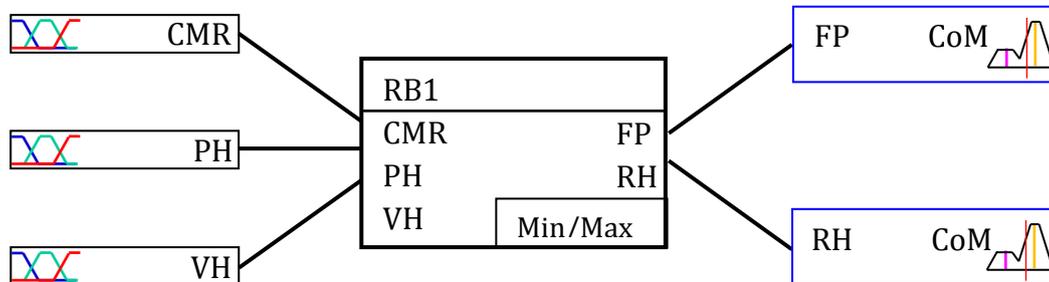


Figure III.3: Structure du contrôleur flou proposé

Les variables concernées sont les suivantes:

- Entrées : VH, CMR, PH
- Sorties: FP, RH

Le modèle discuté emploie l'opérateur de l'implication et de « défuzzification » de Mamdani (méthode de la moyenne des maximums).

Après on a montré les fonctions d'appartenance de chacune des variables du processus:

- La vitesse de Rotation de la tige: entre 25 à 120 Tr/mn.

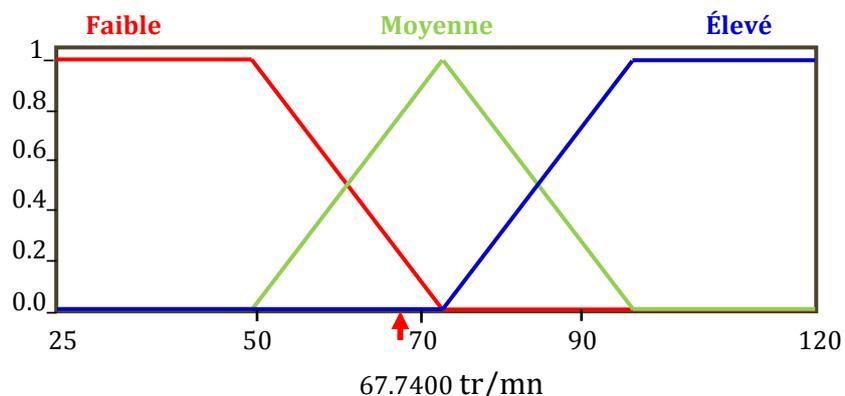


Figure III.4: fonction d'appartenance de la vitesse de rotation de tige

- Force d'avancement vers le bas: entre 300-1200 PSI.

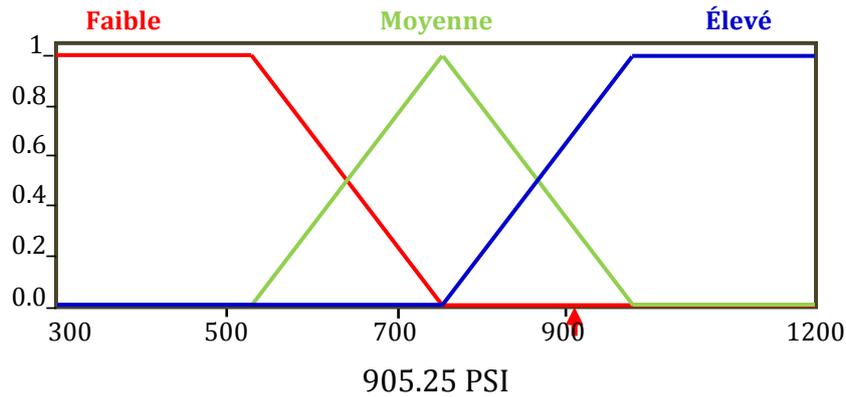


Figure IV.5: fonction d'appartenance de la force d'avancement vers le bas

- Vibration de la tige: entre 1 à 25mm/ s.

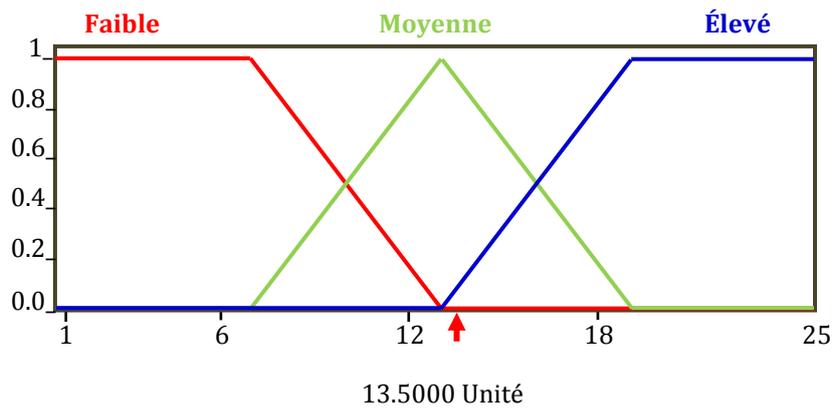


Figure IV.6: fonction d'appartenance de la Vibration de la tige

- Pression injecté à l'intérieur de la tige: entre 35-75PSI.

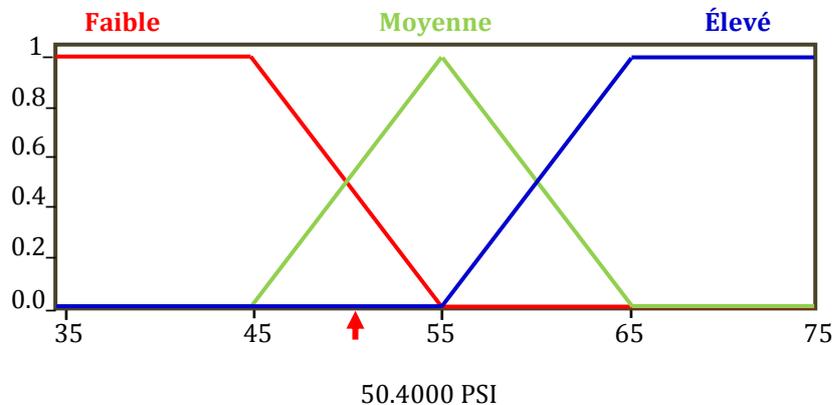


Figure III.7: fonction d'appartenance de la Pression injecté

➤ Courant de rotation du moteur: entre 30à120A.

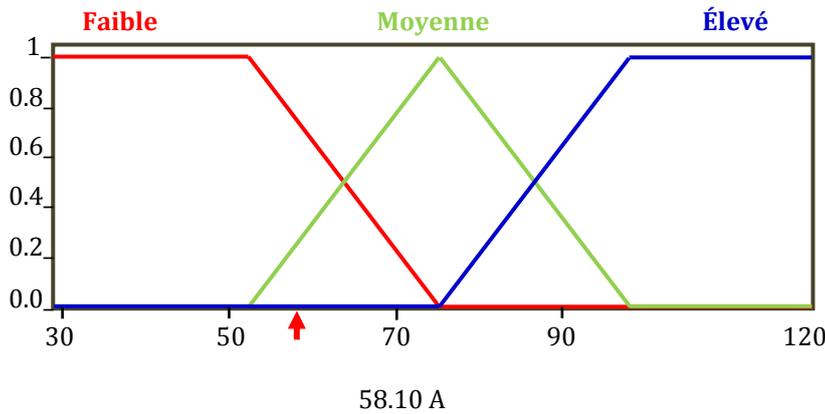


Figure III.8: fonction d'appartenance du courant de moteur

Après l'analyse de l'information acquise, un ensemble de vingt-sept règles a été proposé qui corrèlent les valeurs de variables de rendement concernant le comportement des variables d'entrée. Ces règles caractérisent les objectifs de contrôle et leur stratégie utilisée pour les opérateurs de la foreuse.

Le tableau III.1 montre une partie de la matrice des règles qui forme les algorithmes flous.

Tableau III.1: Matrice des règles du contrôleur flou d'avancement et de rotation

	IF			THEN	THEN
	CMR	PH	VH	RH	FP
9	élevé	élevé	Faible	moyenne	faible
10	faible	faible	moyenne	moyenne	élevé
11	moyenne	faible	moyenne	moyenne	élevé
12	élevé	faible	moyenne	moyenne	moyenne
13	faible	moyenne	moyenne	moyenne	moyenne
14	moyenne	moyenne	moyenne	moyenne	élevé

Ces règles ont été identifiés à partir du comportement de l'opérateur humain face à la condition de fonctionnement réelle ce qui permet de faire des formalisations qui rendent possible le contrôle du système étudié.

III.2.3. Tests et Simulations

Des essais ont été effectués en utilisant le mode de débogage interactif comme outil de calcul qui a permis de faire des simulations avec le dispositif de contrôle développé. Pour l'accomplissement du test, une base de données réelle de fonctionnement de la machine de forage a été utilisée.

Le tableau III.2 résume la performance du contrôle flou en relation avec la volonté humaine face à des situations de contrôles réels. Cinq situations de contrôle réel ont été choisies pour comparer les contrôleurs. Une d'entre elles est considérée comme opération normale et les autres comme opérations critiques.

Tableau III.2: Rendement comparatif

situation	variables de contrôle			Variables contrôlés								Contrôle flou/ contrôle d'opérateur	
	entrées			Condition avant l'action de contrôle		opérateur humain+ contrôle PID		opérateur humain (spécialiste)		Contrôle flou proposé			
	VH (mm/s)	CMR (A)	PH (PSI)	FP (PSI)	RH (tr/mn)	FP (PSI)	RH (tr/mn)	FP (PSI)	RH (tr/mn)	FP (PSI)	RH (tr/mn)	%	
1	13.5	58.1	50.4	905	68.8	905	68.8	905	68.8	905.3	72.5	100	105.4
	26.8	43.8	48.0	373	100	373	41	923	41	851.2	36.9	92.2	89.9
2	33.7	47.4	48.0	396	91	396	41	896	41	841.2	36.9	93.9	89.9
	18.2	57.6	48.0	1077	100.3	1077	60	875	60	861.9	61.4	98.5	102.3
3	15.6	51.6	48.0	835	130	835	80.7	946	80.7	974.1	72.2	103	89.4
	8.3	105.7	46.0	1030	88.7	1030	68.7	730	68.7	713.8	72.5	97.8	105.5
4	6.2	109.8	47.0	1022	48.7	1022	67.8	722	67.8	682.6	72.5	94.5	106.9
	5.0	44.2	79.0	922	76.7	922	96.7	692	96.7	750	108.1	108.4	111.8
5	3.6	46.1	84.0	930	76.7	930	76.7	430	76.7	502.8	85.7	116.9	111.7
	approche moyenne											100.6	101.4

Dans les actions de contrôle de l'homme, il a été examiné deux situations de contrôle: Dans la première, l'opérateur avec tout le système (rotation-RH et l'avancement-FP) et en second qu'il contrôlait la rotation de la tige (D) avec le contrôle PID commandant la force d'avancement (FP).

Les simulations ont montré que le modèle flou (basé sur les règles) est considérée plus efficace et plus rapide que le modèle PID conventionnel et même plus rapide qu'un opérateur spécialisé, lorsqu'une réponse est rapide en raison d'une perturbation brusque des changements nécessaires (les changements des volumes rocheux par exemple) ou des opérations sur régions critiques.

Les résultats présentés dans cet exemple montrent l'aptitude de la logique floue à atteindre pleinement les objectifs dans le contrôle du forage des trous de mines.

III.3. Exemple 2 : Application de la logique floue pour la prédiction du taux de chute du toit dans les mines de charbon

Chute du toit est l'un des risques graves dans les mines de charbon souterraines. Chute du toit peut causer des accidents mortels et non mortels sur les mineurs, et également des effets néfastes sur des compagnies minière en raison des temps de panne, des interruptions des travaux d'exploitation, des pannes d'équipement, etc. Par conséquent, la prévision précise du taux de chute de toit est très importante dans le contrôle et dans l'élimination des problèmes connexes. Dans cette étude, la logique floue a été appliquée pour prédire le taux de chute de toit dans les mines de charbon.

III.3.1 Détermination des paramètres pour la prédiction de la vitesse de chute du toit

Plusieurs paramètres géotechniques sont connus qui influencent la stabilité du toit. Basé sur une étude menée par Molinda et al [37]. Les principaux paramètres qui contribuent dans la chute du toit sont : CMRR, PRSUP, la portée d'intersection (Intersection Span (IS)) et la hauteur de couverture des terrains (Depth of cover (D)). Dans la suite, chacun de ces paramètres et leur influence sur la chute du toit sont décrits.

CMRR (Coal mine roof rating) : est un indicateur représentant la qualité des roches du toit dans les mines de charbon, qui a été développé par Molinda et Mark [38], et a une estimation simple entre 0 et 100. Lorsque la valeur CMRR se rapproche de 0 le toit est plus faible, tandis que près de 100 le toit est fort. La qualité de roche du toit a un rôle important sur l'apparition de chute de toit. Les rapports de chute de toit dans les mines de charbon ont montré que le toit faible était la raison principale des accidents mortels incidents. Un des avantages les plus importants de la classification de CMRR est qu'elle considère les causes naturelles de chute du toit telles que la résistance de la roche du toit, la résistance de la stratification et autres discontinuités et les eaux souterraines.

PRSUP (Primary roof support) : est un indicateur de la densité des boulons d'ancrage, qui sont généralement le soutien des systèmes de protection. Par conséquent, son échec est un facteur majeur dans les accidents de chute du toit et de décès. L'augmentation de la densité des boulons d'ancrage dans de nombreux cas peut être le moyen le plus simple pour réduire le risque de chute du toit. PRSUP est calculé par ce qui suit (2):

$$\text{PRSUP} = \frac{L_b \times N_b \times C}{14.5 \times S_b \times W_e} \quad (2)$$

- L_b : longueur du boulon en m.
- N_b : nombre de boulons par rang.
- C : capacité du boulon en kN.
- S_b : l'espacement entre rangées des boulons en m.
- W_e : largeur de l'entrée de la galerie en m.

Les recherches sur les portées des intersections ont montré que les intersections sont 8 à 10 fois plus susceptibles de s'effondrer à la longueur équivalente d'entrée. Parce que contrairement aux entrées et les travers-bancs, la charge des roches appliquées sur le toit dans les intersections est proportionnelle au cube de la portée [39].

L'un des méthodes les plus importantes de la diminution de l'instabilité sur le toit aux intersections est la création d'intersections avec une minimum possible travée. Selon la figure III.9, la portée d'intersection est calculée comme étant la somme des deux diagonales d'intersection.

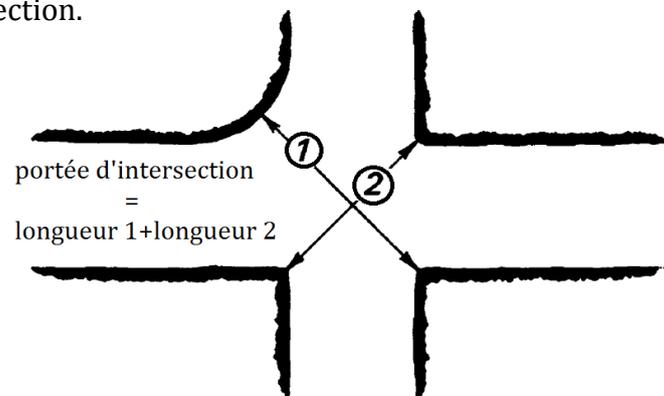


Figure III.9: Méthode de mesure de la portée d'intersection

La hauteur de la couverture profonde est l'une des principales raisons des accidents de la chute du toit dans les mines de charbon souterraines. En raison de l'augmentation de la hauteur, conduit à l'augmentation des niveaux des contraintes dans la masse de roche, verticalement et horizontalement. Par conséquent, la réalisation d'une stabilité suffisante est plus difficile à grande hauteur, et les précautions particulières sont nécessaires pour assurer la stabilité du sol.

Le modèle de la logique floue pour prédire la vitesse de chute du toit dans les mines souterraines et en particulière les mines de charbon, s'est construit sur la base de données compilée à partir des mines de charbon américaines. Cette base de données comprend 109 données à partir de 37 mines de charbon dans 10 provinces de l'USA. La base de données a été divisée en deux groupes au hasard: un groupe avec modèle flou dont 80 pourcent des groupes de données (soit 87 données) et l'autre groupe comprenant le reste des ensembles de données (soit 22 données) pour tester la performance du modèle.

Les résultats de l'analyse statistique descriptive de base réalisée sur base de données originales sont donnés dans le tableau III.3.

Tableau III.3: Statistiques descriptives de base pour la base de données originale

Paramètre (unité)	Symbole	Min	Max	Moyen	Écart-type
Estimation du toit de mine de charbon	CMRR	28	78	47.72	11.1
Soutènement au toit primaire	PRSUP	2.46	14.67	5.71	2.29
portée d'intersection (m)	IS	15.2	23.9	19.34	1.71
hauteur de couverture (m)	D	45.7	335.3	136.8	68.1
Taux de chute du toit	RFR	0	31.82	2.99	5.8

III.3.2. Modèle flou pour prévoir le taux de chute du toit

Dans cette section, un modèle flou basé sur l'algorithme de Mamdani est introduit pour la prédiction de la vitesse de chute du toit dans les mines de charbon. Dans ce modèle, la composition max-min a été choisie comme méthode de composition des relations floues parce que c'est la technique la plus couramment utilisée [39]. Dans cette méthode, le Système est décrit par l'équation suivante :

$$\left\{ \begin{array}{l} \mu_{C_k}(z) = \max[\min[\mu_{A_k}(input(x)), \mu_{B_k}(input(y))] \\ k=1,2,\dots,r \end{array} \right.$$

Où μ_{C_k} , μ_{A_k} et μ_{B_k} sont les fonctions d'appartenance de sortie "z" pour règle "k", "x" et "y" : sont des entrées respectivement.

Comme on peut le voir dans la figure III.10, le modèle flou proposé par Molinda comprend quatre variables d'entrée (CMRR, PRSUP, la portée d'intersection et la hauteur de couverture) et une variable de sortie (le taux de chute du toit).

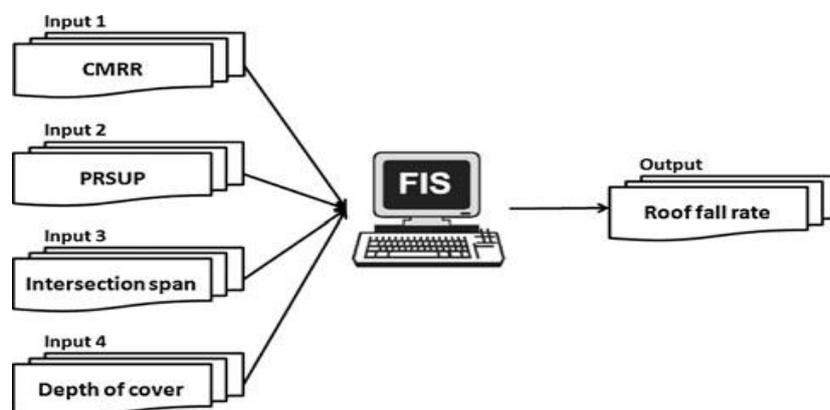
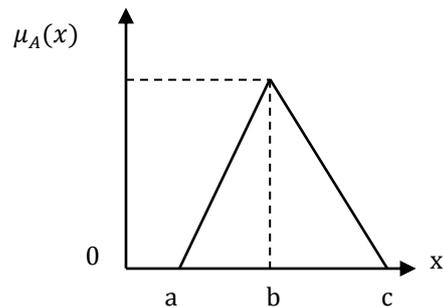


Figure III.10: Illustration schématique du modèle flou de taux de chute du toit

Dans ce modèle les fonctions d'appartenance triangulaires et trapézoïdale sont été adoptées pour décrire des variables d'entrée et de sortie en raison de leur simplicité et leur efficacité de calcul.

La composition des fonctions triangulaire et trapézoïdal sont présentés dans la figure III.11. Dans cette figure : a, b, c et d sont des paramètres de la valeur linguistique et x est la gamme de paramètres d'entrée.

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{si } a < x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & \text{si } b < x \leq c \\ 0 & \text{si } x > c \end{cases}$$



$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{si } a < x \leq b \\ 1 & \text{si } b < x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & \text{si } c < x \leq d \\ 0 & \text{si } x > d \end{cases}$$

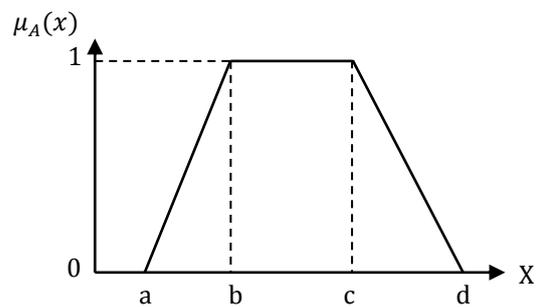


Figure III.11 : fonction d'appartenance triangulaire (dessus) et trapézoïdale (dessous)

Les représentations graphiques des Fonctions d'appartenance à entrées différentes, et des variables de sortie sont représentées en figure III.12.

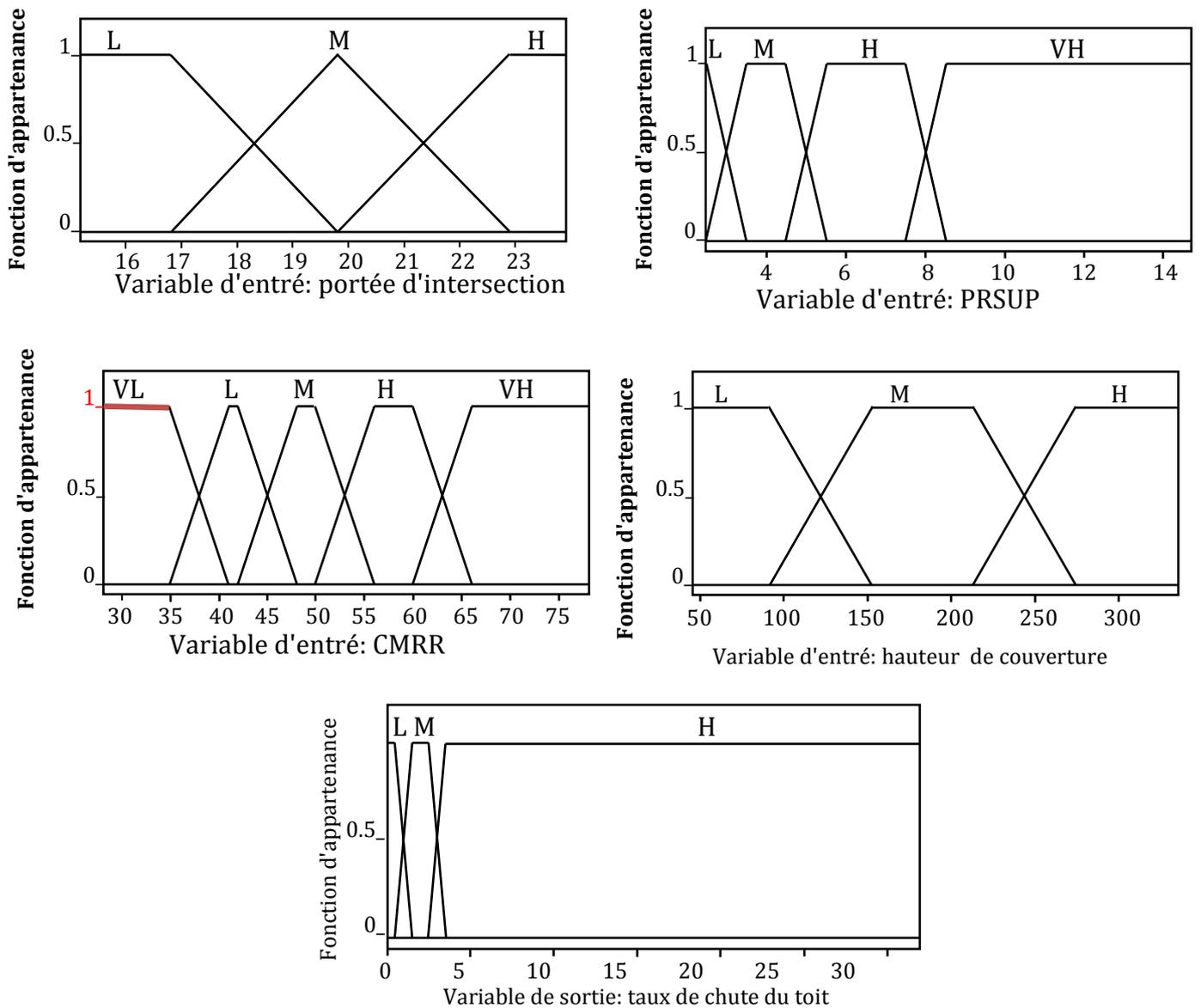


Figure III.12 : Représentation floue des variables d'entrée et de sortie

Dans cette figure, VL est synonyme de très faible, L faible, M moyen, H élevé et VH très élevé.

La prochaine étape de FIS (system d'inférence floue) est la construction des règles « si-alors », qui sont utilisés pour représenter les relations floues entre les variables d'entrée et de sortie.

Dans cet exemple pour la construction de la base des règles du modèle flou, un total de 180 règles ont été utilisés sur la base des expériences des experts et les données compilées à partir des mines de charbon aux États-Unis. La figure III.13 montre un modèle contenant 11 règles floues « si-alors » dans l'environnement MATLAB.

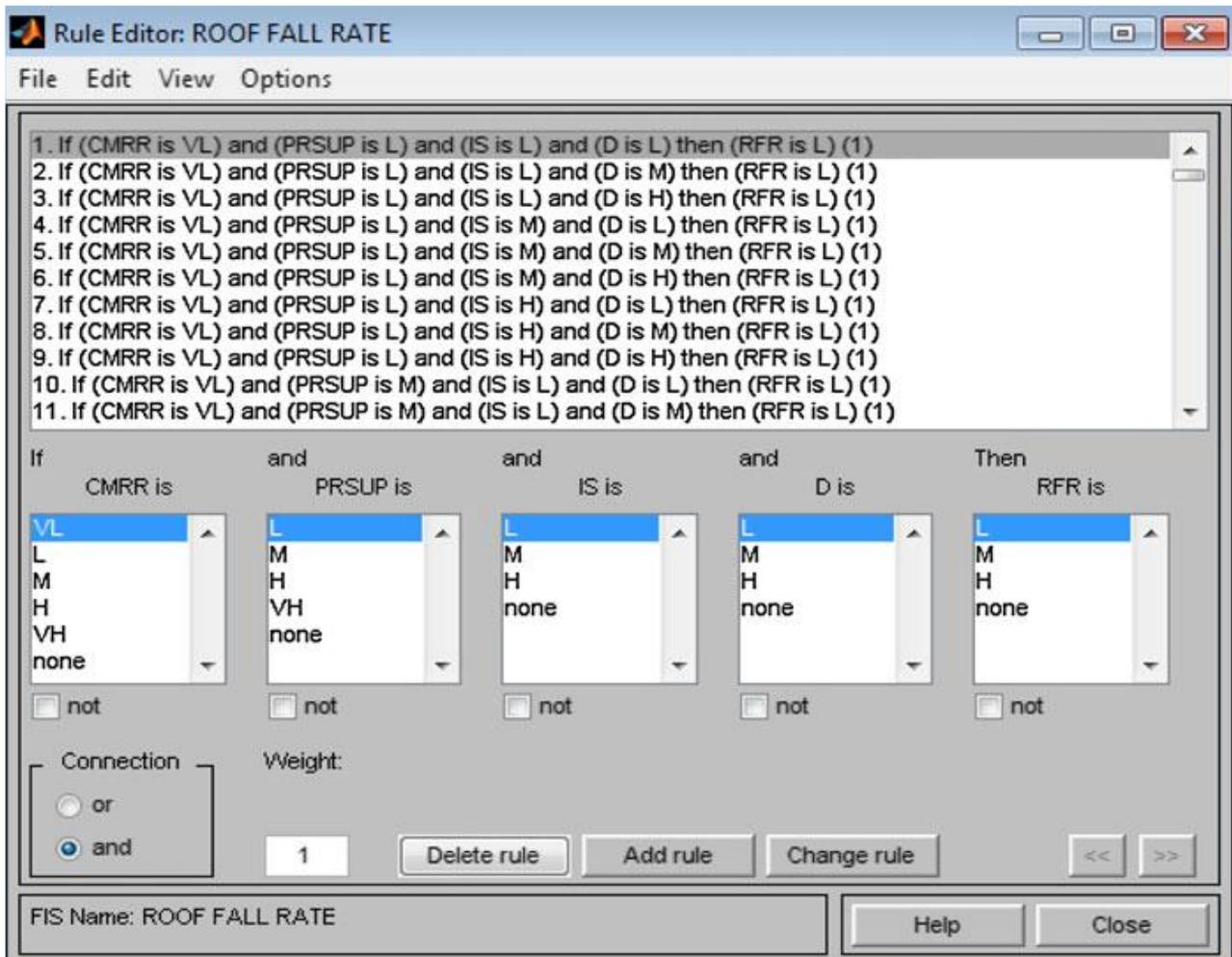


Figure III.13 : Rédaction des règles floues (if-then) pour le modèle flou proposé

Dans la dernière étape, chaque résultat sous la forme d'un ensemble flou est converti en une valeur nette (sortie réelle) par le processus de défuzzification. Dans ce modèle, la méthode du centre de gravité (CG), qui est une méthode commune de défuzzification, a été utilisée pour le processus de défuzzification [40]. La valeur nette du CG adapter par la méthode de défuzzification a été obtenue par la formule suivante:

$$z^* = \frac{\int \mu_A(z) \cdot z \cdot dz}{\int \mu_A(z) \cdot dz}$$

Où $\begin{cases} z^* : \text{est la valeur nette de la sortie } z \\ \mu_A(z) : \text{est l'agrégé de la fonction d'appartenance de sortie.} \end{cases}$

Le modèle flou développé ici peut fournir une estimation de la vitesse de chute du toit lorsque les données d'entrée appropriées ont été saisies dans le modèle. Par exemple, comme on peut le voir dans la figure IV.14, lorsque les paramètres d'entrée sont :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{CMRR} = 28 \\ \text{PRSUP} = 5.89 \\ \text{IS} = 21 \text{ m} \\ \text{D} = 152,4 \text{ m} \end{array} \right.$$

La sortie prévue pour le taux de chute du toit est de 1,99

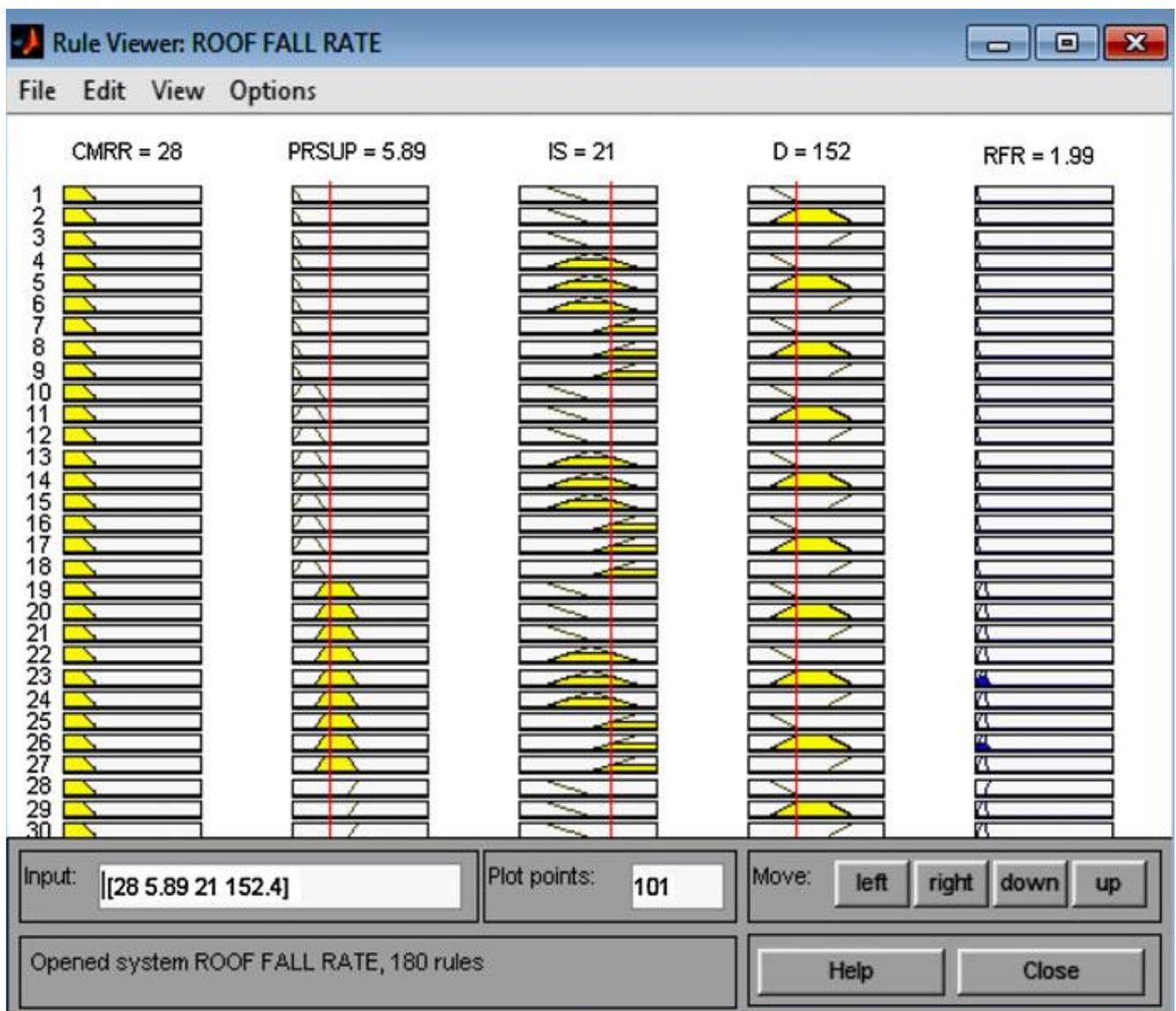


Figure III.14 : Visionneuse des règles floues pour le modèle proposé

III.3.3. Résultats et discussions

Comme mentionné précédemment, 22 ensembles de données qui n'ont pas été incorporées dans le modèle, ont été utilisés pour les tests et la validation du modèle. Le but de cet exemple est de prédire le taux de chute de toit. La sortie du modèle proposé pour chaque ensemble de données est converti en informations qualitative (faible, moyen et élevé) basé sur Le tableau III.4, le résultat obtenu est ensuite comparé avec le modèle de test réelle de la convergence du toit.

Tableau III.4: Classification du taux de chute de toit

Taux de chute de toit RFR	Classe de chute de toit	Niveau et description de chute de toit
$RFR < 1$	Faible	Acceptable Aucune mesure de contrôle n'est nécessaire
$1 \leq RFR \leq 3$	moyen	Acceptable Quelque revue de gestion et mesure de contrôle sont nécessaires
$RFR \geq 3$	élevé	Indésirable La surveillance et les mesures de contrôle étendues sont nécessaires

Les résultats ont montré que la logique floue est un outil et moyen puissant pour prédire la vitesse de convergence du toit dans les mines de charbon. Autres mines de charbon du monde entier peuvent utiliser ce modèle, et la sortie de ce modèle peut être considéré comme une estimation préliminaire de la vitesse de chute du toit qui repose sur l'exploitation minière.

Les gestionnaires et les ingénieurs peuvent développer des mesures préventives pour contrôler le toit, de telle sorte que les risques dus à la chute du toit peuvent être minimisé.

Par exemple, si le modèle prédit que la vitesse floue de chute du toit dans une mine de charbon, d'après le tableau III.4 est inférieure à 1, la probabilité d'occurrence de la chute du toit est faible et les mesures de contrôle sont nécessaires. Si le modèle flou prédit le taux de chute du toit entre 1 et 3, la probabilité d'apparition de la chute du toit dans cette mine est moyenne, et pour un taux supérieur à 3 alors le risque est élevé (surveillance et mesure de contrôle étendue sont nécessaires).

III.4. Conclusion

D'après les deux exemples d'application de la logique floue dans les mines, nous constatons qu'elle permet d'atteindre l'objectif de maîtrise des techniques minières d'une manière plus rapide, plus facile, et plus rigoureuse.

Le développement de la technologie informatique et la programmation du langage familier avec les systèmes experts a considérablement réduit le fardeau du décideur dans le domaine minier qui à la moindre erreur peut conduire à de lourds conséquences.

CHAPITRE

4

CAS

D'APPLICATION

DE LA LOGIQUE FLOUE

DANS LA STABILITÉ DES TALUS



IV.1. Introduction

Le problème de la stabilité des talus dans les carrières et mines à ciel ouvert ainsi la stabilité des terrains en général, constitue l'une des préoccupations majeures des géotechniciens et des gestionnaires d'ouvrages d'art et miniers.

Dans le cas des carrières ou mines à ciel ouvert, ce problème est de grande importance, son étude permet d'assurer la continuité de la production et la sauvegarde des vies humaines ainsi que les engins de production. L'étude de la stabilité des talus et la détermination des paramètres géométriques des gradins sont nécessaires pour toutes les carrières et mines à ciel ouvert.

L'étude d'un talus comporte, outre la reconnaissance du site, et des caractéristiques mécaniques des sols, un calcul de stabilité pour identifier d'une part la surface de rupture le long de laquelle le risque de glissement est le plus élevé, et d'autre part la valeur correspondante du coefficient de sécurité.

Les mouvements des terrains sont très variés, par leurs natures (glissements de terrains, éboulements rocheux, coulées de boues, effondrements des vides souterrains, affaissements, gonflement ou retrait des sols, ...) et par leur dimension (certains glissements, comme celui de la Clapière dans les Alpes Maritimes, peuvent atteindre plusieurs dizaines de millions de m³. Leur répartition spatiale est guidée par la topographie et par la géologie (nature et fracturation des formations affleurantes, hydrogéologie) c'est-à-dire par l'environnement physique. Ils concernent non seulement les régions montagneuses et côtières, mais aussi les bassins à forte densité de vides souterrains (naturels ou minés), les sols argileux sensibles aux variations de teneur en eau, Leur occurrence est très marquée par les variations climatiques (périodes de fortes pluies, fonte des neiges, sécheresse) mais peut aussi être liée à des secousses sismiques ou encore être induite par les activités humaines.

Dans leur principe, les mouvements de terrain sont bien compris, ils surviennent lorsque la résistance des terrains est inférieure aux efforts moteurs engendrés par la gravité et l'eau souterraine ou par les travaux de l'Homme; leur dynamique répond naturellement aux lois de la mécanique.

IV.2. Principaux facteurs influençant la stabilité des talus

L'analyse des processus de déformation dans les mines à ciel ouvert doit tenir compte de l'influence commune des facteurs naturels et techniques. On peut subdiviser les facteurs naturels en trois groupes :

- **Géographiques et climatiques** : Relief du site, régime des précipitations, régime des températures, conditions spécifiques du gel-dégel ;
- **Géologiques** : Lithologie du massif, conditions tectoniques, spécificités structurales et texturales des roches et du massif, propriétés mécaniques des roches, etc.
- **Hydrogéologiques** : Eaux superficielles qui traversent le territoire de l'exploitation ou se situent à proximité, eaux souterraines dans le massif, présence d'eau dans les contacts entre les roches ou dans les discontinuités tectoniques etc.

Parmi les facteurs techniques on peut citer :

- La géométrie de la mine et des stériles
- Les angles de talus de la mine et des stériles
- La méthode d'excavation et de l'abattage de la roche
- La structure de la mécanisation des travaux
- La présence à proximité de la mine d'excavations souterraines
- Les méthodes et les paramètres de pompage, etc.

IV.3. Formulation des paramètres influençant sur la stabilité du talus

V.3.1. Utilisation des ensembles flous

Les sources d'incertitudes associées aux analyses en géotechnique peuvent être classées comme ; l'incertitude sur les paramètres du modèle appelés aussi géométriques, l'incertitude sur le modèle et l'incertitude humaine. Les types d'incertitude peuvent être aussi bien aléatoire quantifiable relative à la dispersion des données, ou non-quantifiable épistémique relatives au manque d'information (de savoir).

L'incertitude qui nous concerne dans notre cas est liée au manque de données et au caractère vague de l'information que nous rencontrons dans les carrières ou mines à ciel ouvert. Lorsqu'on s'intéresse à l'évaluation du facteur de sécurité plusieurs paramètres sont incertains, ceci est dû en général à la qualité des données tirées des tests ou à la variabilité naturelle du sol, verticalement et horizontalement. Notre ignorance du sol est l'incertitude principale, et pour traiter cet aspect on utilise en général des outils sophistiqués de résolution basés sur les probabilités. Les fonctions de probabilités sont construites sur la base d'informations suffisamment disponibles sur le sol (site). Mais souvent ceci n'est pas le cas. Le volume de sol utilisé pour les essais est généralement inférieur à 1/100.000 du volume total du site.

L'un des outils utilisés pour traiter le manque et l'imprécision de l'information est la théorie des ensembles flous [41]. Cette théorie permet de considérer les incertitudes en utilisant des variables « qualitatives » exprimées sous forme linguistique ou avec des valeurs approchées. Les ensembles flous sont différents des ensembles classiques par le fait que leurs éléments appartiennent à l'ensemble avec un degré d'appartenance variant entre zéro et un $[0,1]$. Chaque élément peut être exprimé avec une fonction d'appartenance (triangulaire, trapézoïdale...).

IV.3.2. Traitement des incertitudes

Dépendant du type de problème à analyser, les incertitudes y sont étudiées sous différents angles de vue. Dans l'approche que nous citons les incertitudes y sont plus du fait du manque d'information et de données vagues. L'information qualitative telle que la géologie, l'hydrogéologie du site et l'information quantitative obtenue des données préliminaires sont présentes et doivent être prises en considération dans le processus. Le jugement de l'ingénieur sur site est primordial lors de la collecte de l'information.

V.3.3. Paramètres influençant sur la stabilité des talus [42]

La stabilité du talus est influencée par nombre de paramètres tels que; la géologie du site, l'hydrogéologie, la topographie et les résultats des sites avoisinants.

Généralement l'ingénieur possède une information qualitative préalable sur la géologie et la topographie est donnée sous forme de cartes et par des visites sur site.

Les résultats de sites avoisinants peuvent aider à avoir une idée plus précise sur le site d'étude et la variabilité des paramètres de résistance du sol. Nous citerons quelques paramètres les plus importants, pouvant avoir de l'influence sur la stabilité des talus.

IV.3.3.1. Géologie du site

Nous donnons quelques étapes généralement suivies pour la reconnaissance géologique d'un site.

a- Cartographie de site

La détermination des traits du sous-sol se fait en coordonnant des études coopératives entre ingénieurs géotechniciens et géologues. La contribution du géologue se trouve concentrée sur l'origine, la distribution et la manière de dépôt des sols et roches. L'ingénieur géotechnicien détermine en général les propriétés mécaniques du site. Des cartes géologiques détaillées ou de large échelle doivent être préparées pour les sites d'étude. L'investigation des traits géologiques des matériaux (sol et roche) est essentielle pour la cartographie du site et les investigations qui s'en suivront (géotechnique par exemple).

b- Reconnaissance de site et observations

Après une revue complète des données géotechniques disponibles, une reconnaissance géologique sur site doit être effectuée pour rassembler les informations qui peuvent être obtenues sans exploration du sous-sol ou sans étude détaillée. Ceci se fait en vérifiant le contenu des cartes existantes sur terrain, ainsi que les cours d'eau traversant la zone pouvant affecter le site.

La nature géologique du sol joue un rôle important dans une investigation de site. Baecher et Christian(2003) se réfèrent à une géologie « locale » et une géologie « régionale ». L'utilisation des cartes géologiques est nécessaire pour avoir une première idée sur les formations géologiques constituant le sol, leurs propriétés, les possibilités de rencontrer des détails géologiques inadéquats ou adverses [43].

Plus nous connaissons la géologie, plus l'incertitude est diminuée. Si les cartes indiquent des conditions erratiques et une variabilité du sous-sol il sera requis d'effectuer des prospections supplémentaires pour une meilleure caractérisation (FHWA 2002).

Le degré d'information sur la géologie du site est basé sur la précision de l'observation, ainsi les cartes et les détails qu'elles fournissent. Si elles indiquent des détails précis sur les couches constituant le sous-sol alors nous avons un degré « élevé » de connaissance (information) géologique. Par contre si les cartes indiquent une information sommaire et faible, alors le degré d'information sur la géologie sera classé « faible » ou « moins important ».

Le degré d'information (connaissance) géologique tel que défini dépend principalement de l'échelle des cartes géologiques utilisées, de la qualité de l'information disponible (sommaire, faible ou précise) et sur le jugement de l'ingénieur sur site. Plus petite est l'échelle plus importants seront les détails qu'on peut obtenir de ces cartes.

IV.3.3.2. Hydrogéologie

Étant donné le rôle primordial que joue l'eau dans les instabilités des talus et des pentes, l'étude hydrogéologique est très importante. Elle a pour but de connaître la répartition des pressions interstitielles dans le sol, leur évolution dans le temps et, le fonctionnement des nappes (sens des écoulements, alimentation...). La pluie étant souvent le facteur déclenchant, de nombreuses tentatives de prévision ont été faites à partir des données pluviométriques.

En effet une très forte pluie ne peut avoir aucun effet sur un glissement si elle se produit à une période sèche ou il y a peu d'infiltration et beaucoup d'évaporation, alors qu'une pluie moyenne en saison humide peut avoir d'importantes conséquences. Les techniques utilisées sont la piézométrie, les mesures de débits de sources, le recueil des données météorologiques. Le suivi de ces paramètres doit se faire pendant une année au minimum, afin de disposer d'une image représentative des conditions hydrogéologiques du site et surtout la variation de niveau de la nappe phréatique.

IV.3.3.3. Topographie du site

Les cartes topographiques et les photographies aériennes sont utiles pour montrer les terrains et les traits géologiques d'un site (failles, cavités...). Lorsqu'elles sont superposées à des cartes géologiques elles peuvent souvent, par interprétation, montrer les structures géologiques de la zone d'étude. Les cartes topographiques fournissent un bon index sur l'estimation de la topographie du terrain, identifient les traits physiques et les structures.

La topographie du site affecte la décision de l'ingénieur quant au nombre de sondages à effectuer durant une investigation géotechnique. Si la topographie indique des terrains escarpés il sera nécessaire de prendre en considération le glissement des blocs rocheux. L'information sur la topographie est généralement obtenue à partir des cartes et des visites sur site. L'ingénieur divise le site en zones dont chacune a une certaine pente en moyenne. La pente moyenne globale sur le site peut également être utilisée. Lorsque cette pente est importante il est important de prendre en précaution les chutes de pierres ou de blocs, les éboulements de falaises ainsi que les glissements.

Nous avons présenté dans cette partie les facteurs importants pouvant influencés sur la stabilité du talus, il s'agit de facteurs liés principalement à la géologie, la topographie et surtout l'influence de la variation de niveau de la nappe phréatique. Comment pourrions-nous adapter ces facteurs avec l'information qualitative et quantitative qu'ils peuvent contenir pour construire un système d'aide à la décision qui permettrait d'évaluer la stabilité du talus ?

Depuis leur développement par Zadeh en 1965, les ensembles flous ont été et sont encore utilisés dans l'ingénierie pour résoudre des problèmes traitant d'incertitudes et de manque d'information. L'approche que nous nous proposons de développer dans ce travail est basée sur un raisonnement utilisant un système d'inférence floue qui prend en compte l'information des différents facteurs que nous avons cités auparavant, et permet d'estimer la stabilité du talus.

En considérant ces facteurs comme des paramètres d'entrée, nous cherchons à prendre en considération l'influence de chaque paramètre sur la stabilité des talus. Le problème de base étant de formuler ces paramètres de manière à ce qu'ils soient utilisables sur le site.

IV.3.4. Introduction aux ensembles flous et au raisonnement flou [42]

Nous projetons d'utiliser le raisonnement flou dans l'estimation de la stabilité des talus. Pour construire ce type de système d'aide à la décision nous aurons besoin d'exprimer les paramètres d'entrée (input) et de sortie (output) comme des ensembles flous.

Dans la section qui suit nous présentons les ensembles flous avec leurs différentes propriétés.

IV.3.4.1. Formulation mathématique des ensembles flous

Un exemple d'ensemble flou est donné en figure IV.1, représentant «la consistance d'un sol » qui dépend de la densité relative $Dr(\%)$. La variable linguistique est l'ensemble des termes « très lâche », « Moyennement Dense »... qui sont utilisés pour définir la consistance du sol basée sur un ensemble référence qui contient toutes les valeurs possibles de Dr .

Prenons par exemple $Dr = 60\%$; la consistance du sol est donnée par le degré d'appartenance $\mu=0.45$ à « Dense » et $\mu =0.58$ à l'élément « Moyennement Dense ».

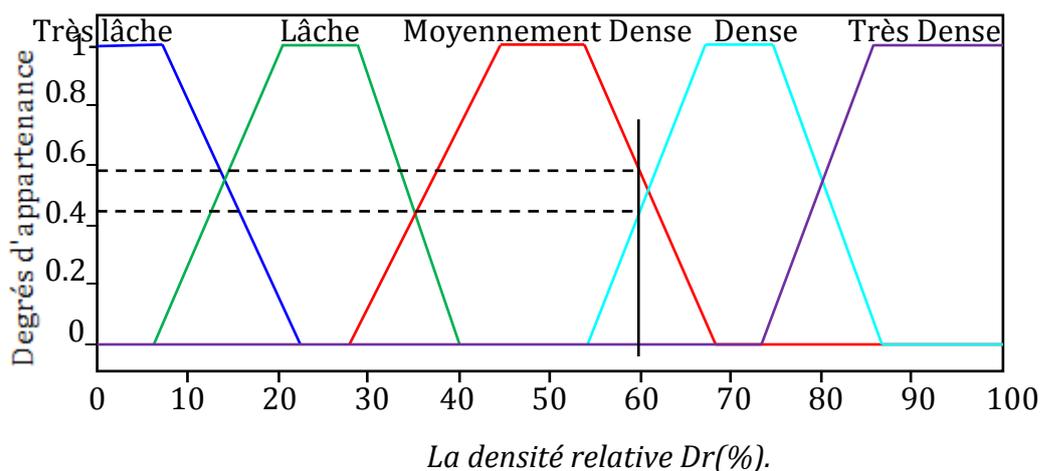


Figure IV.1: Ensemble flou « Consistance de sol »

Les fonctions d'appartenance peuvent avoir plusieurs formes, triangulaire, trapézoïdale, Gaussienne...etc, la figure IV.2 montre que l'on peut exprimer l'ensemble flou « consistance d'un sol » en utilisant différents types de fonctions d'appartenance.

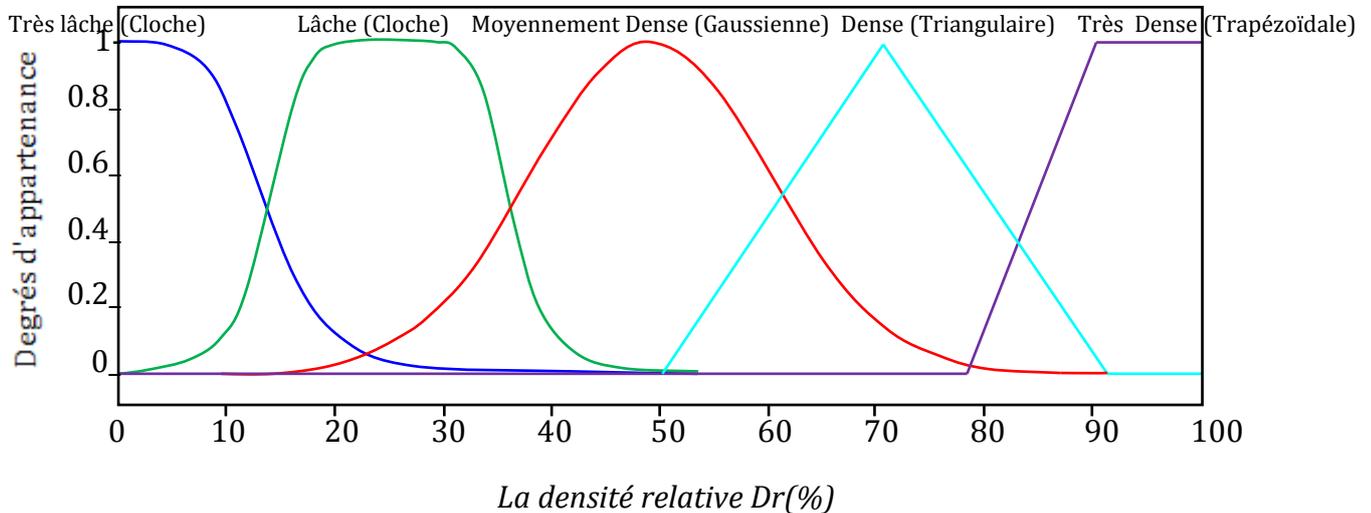


Figure V.2: Autres types d'Ensemble flou « Consistance de sol »

IV.3.4.2. Règles floues

SI variable-1 EST ensemble-flou-d'entrée-1 **ET** variable-2 EST ensemble-flou-d'entrée-2
ALORS l'action EST ensemble-flou-sortie.

La partie SI est appelée «antécédent» et la partie ALORS est appelée « conséquent ». Les deux variables d'entrée sont « variable-1 » et « variable-2 ». Elles ont des valeurs définies en ensembles flous. La variable de sortie « action » est elle aussi définie par des ensembles flous.

Nous introduisons les règles floues pour leur importance dans la construction du système d'inférence floue pour l'étude de stabilité des talus.

Nous avons mentionné dans la section précédente un ensemble de paramètres qui influencent la stabilité des talus. Chacun de ces facteurs a une influence sur le facteur de sécurité, et ils obéissent au schéma de règles SI-ALORS.

Par exemple ; SI «la géologie du site» est « Défavorable » ALORS « Le risque de rupture est important » L'utilisation de la logique floue devient très appropriée dans ce cas, elle permet de prendre en considération les différents paramètres qui s'expriment

linguistiquement. En vue de l'estimation du facteur de sécurité pour une bonne caractérisation de stabilité du talus, les ensembles d'entrée seront construits sur la base de tous les paramètres disponibles (Géologie, Hydrogéologie...). L'ensemble de sortie sera exprimé en termes de l'état du talus (instable, contestable, stable).

L'idée principale étant d'exprimer chacun des paramètres sous forme d'ensembles flous et construire un système de règles floues permettant d'avoir une sortie de type « état du talus » dans la carrière ou mine à ciel ouvert.

En gros le schéma du Système d'inférence Floue sera constitué d'un nombre d'ensembles flous ENTREE (Paramètres du site) reliés par l'intermédiaire de règles floues à des ensembles flous SORTIE (exprimant l'état du talus).

IV.3.5. Construction des ensembles flous pour l'état du talus

Les principaux facteurs à prendre en compte pour une caractérisation de site sont:

- La géologie (densité de la fracturation, disponibilité de cartes...)
- L'hydrogéologie, on peut être sûr que le glissement et l'éboulement sont déclenchés à cause de l'eau de pluie, ou au moins que c'est un des facteurs les plus importants provoquant l'instabilité.
- La topographie représentée par la pente (pentes trop raides ou faible) et la géométrie du talus (hauteur du talus, le pendage des fractures ainsi que leur extension...).

La question est de savoir comment pouvoir exprimer tous ces paramètres sous forme d'ensembles flous ?

IV.3.6. Classification des paramètres d'entrée

V.3.6.1. L'ensemble flou "Géologie du site"

La nature géologique du sol joue un rôle important sur la stabilité des talus. Elle peut avoir plusieurs paramètres. Baecher et Christian [43] se réfèrent à deux sortes de géologies, l'une dite « locale » et la seconde dite « régionale ». L'utilisation de cartes géologiques est plus que nécessaire pour avoir une première idée sur les formations

constituant le sol du site d'étude, leur propriétés ainsi que les possibilités de rencontrer des détails (traits) géologiques inadéquats ou adverses .

L'information disponible sur la géologie locale et régionale peut être assemblée et exprimée comme étant un « degré de savoir (information) ». Les cartes géologiques sont d'un grand intérêt pour définir ce « degré de savoir » sur la géologie, et leurs échelles jouent un rôle important. Avec des cartes géologiques à l'échelle de 1/2500 le « degré d'information (savoir) » est jugé « bon ».

D'autres considérations peuvent être rajoutées pour mieux évaluer le degré d'information, comme les visites sur site ; ceci dépend généralement du jugement de l'ingénieur. L'ensemble flou sera construit alors en utilisant les labels linguistiques «faible» degré d'information sur la géologie, « moyen » et « bon ». Chacun de ces labels linguistiques est relié à un intervalle de valeur sur une échelle variant de 1 à 100%.

Plus nous avons d'information sur la géologie, moindre sera l'incertitude. Le degré d'information géologique tel que défini dépend de la précision et des détails contenus dans les cartes. Lorsque celles-ci contiennent beaucoup de détails et sont précises alors nous avons une « bonne » connaissance de la géologie du site. Par contre si elles donnent seulement une information générale et approximative, le « degré d'information » sera jugé moins important. Une carte à une échelle 1/2500 fournit un degré d'information « bon », tandis qu'une carte géologique à 1/30000 n'offre pas suffisamment d'informations précises et de ce fait un degré d'information « faible ».

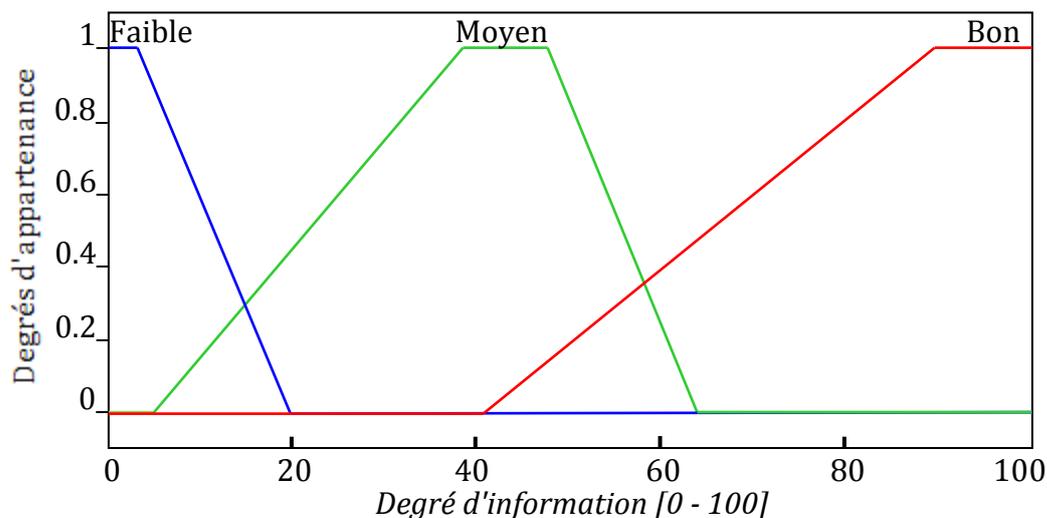


Figure IV.3: Ensemble flou « Géologie - Degré d'information »

Comme nous l'avons souligné auparavant ce degré d'information géologique, tel que défini, dépend essentiellement de l'échelle des cartes géologiques utilisées (disponibles), de la qualité de l'information (grossière ou détaillée) ainsi que du jugement de l'ingénieur sur site. Les cartes géologiques éditées sont des outils fondamentaux pour tout type d'analyse ; cependant des études spécifiques sont nécessaires pour révéler plus de détails du site. Le degré d'information est étalé sur une échelle de 1 à 100% qui indique le niveau d'information sur l'aspect géologique de la zone d'étude.

IV.3.6.2 L'ensemble flou "Hydrogéologie du site"

En général, l'eau joue un rôle déterminant pour les mouvements de terrain, elle produit des pressions hydrostatiques dans les pores (pressions interstitielles), les fissures et les failles, de même que des forces de percolation.

Les eaux souterraines et de surface jouent un rôle déstabilisant sur les sols et les massifs rocheux avec des manifestations qui peuvent être extrêmes comme les glissements de terrain ou les éboulements de roches.

Les nappes souterraines, et plus exactement leurs fluctuations liées aux conditions météorologiques ou parfois aux actions humaines, sont très souvent à l'origine de déclenchements des mouvements de talus: glissements, éboulements, coulées ou laves torrentielles.

Sur les pentes, l'action déstabilisatrice de l'eau infiltrée dans le sol est triple :

- ◆ Accroissement du poids volumique des sols par augmentation de la teneur en eau
- ◆ Changement de comportement rhéologique (le sol passe de l'état solide à l'état de fluide visqueux)
- ◆ Action mécanique défavorable des pressions d'eau souterraine.

La connaissance du mode d'alimentation de la nappe est indispensable pour intervenir efficacement. Cela démontre toute l'importance de l'étude hydrogéologique pour la compréhension de l'évolution des glissements de terrain, mais aussi pour la maîtrise du risque correspondant. Reposant sur les observations de terrain ou la pose de piézomètres, cette étude doit être menée sur une durée suffisante pour apprécier les fluctuations saisonnières ou annuelles des nappes.

L'introduction d'un modèle hydrogéologique dans l'étude de stabilité permet d'évaluer l'influence des eaux souterraines sur la stabilité et de tester l'efficacité d'un traitement par drainage. Il apparaît cependant que le couplage hydraulique/mécanique est parfois complexe. Pour de grands versants rocheux, la compréhension du rôle de l'eau dans la déformation et le mouvement est donc encore très imparfaite.

L'ensemble flou « Hydrogéologie de site » est construit en fonction des résultats sur le niveau de la nappe pendant les quatre saisons et dépend principalement de l'appréciation et du jugement de l'ingénieur. Trois intervalles moyens sont proposés pour les variables linguistiques « Faible », « Moyenne » et « Important ».

La figure IV.4 montre l'ensemble flou exprimant le jugement de l'ingénieur sur le niveau de la nappe, nous avons utilisé une échelle de 0 à 100%.

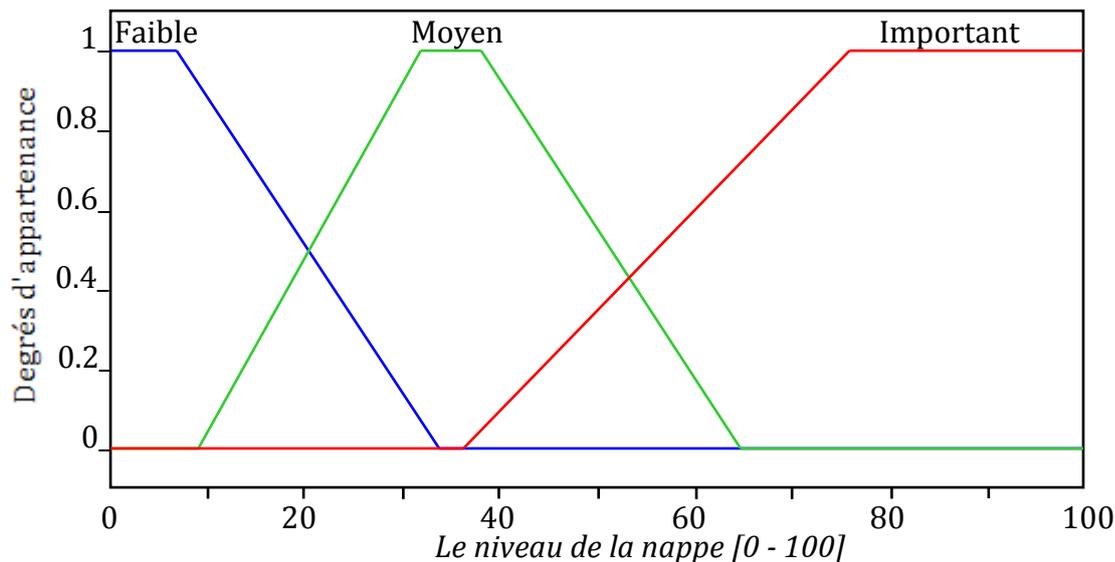


Figure IV.4: Ensemble flou « Hydrogéologie de site »

IV.3.6.3 L'ensemble flou "Topographie du site"

La topographie est généralement exprimée en termes d'angle de pente moyen sur site. Plus la pente est raide plus le glissement des blocs rocheux est important. Lorsque la pente est raide il est plus probable de rencontrer des formes complexes de couches de sol et des fissurations. La construction de l'ensemble flou dans ce cas dépendra de l'angle du talus. « Faible », « Relativement moyenne », « Moyenne », « Importante » et « Très importante pente » sont les variables linguistiques que nous utilisons pour l'ensemble flou.

Pour des pentes faibles le talus est « stable », tandis que si l'angle de pente est important donc le talus est « instable ».

Les données disponibles et le jugement de l'ingénieur indiqueront les limites à assigner aux variables floues de cet ensemble. Kanungo et al.(2006) dans une étude sur les glissements de terrain, ont classé les pentes d'un site en cinq (05) intervalles [44]. Un indice a été attribué pour chaque intervalle.

Nous avons résumé cette classification pour l'utiliser dans le cadre de notre étude. Les pentes allant de 0° à 15° sont considérées dans l'ensemble flou comme étant de « faible pente », de 15° à 25° « Pente relativement moyenne », de 25° à 35° « Pente moyenne », entre 35° et 45° « Pente importante » et les pentes supérieures à 45° sont considérées « Très importantes ».

Les fonctions d'appartenance utilisées sont de type triangulaire et trapézoïdal tel que l'indique la figure IV.5.

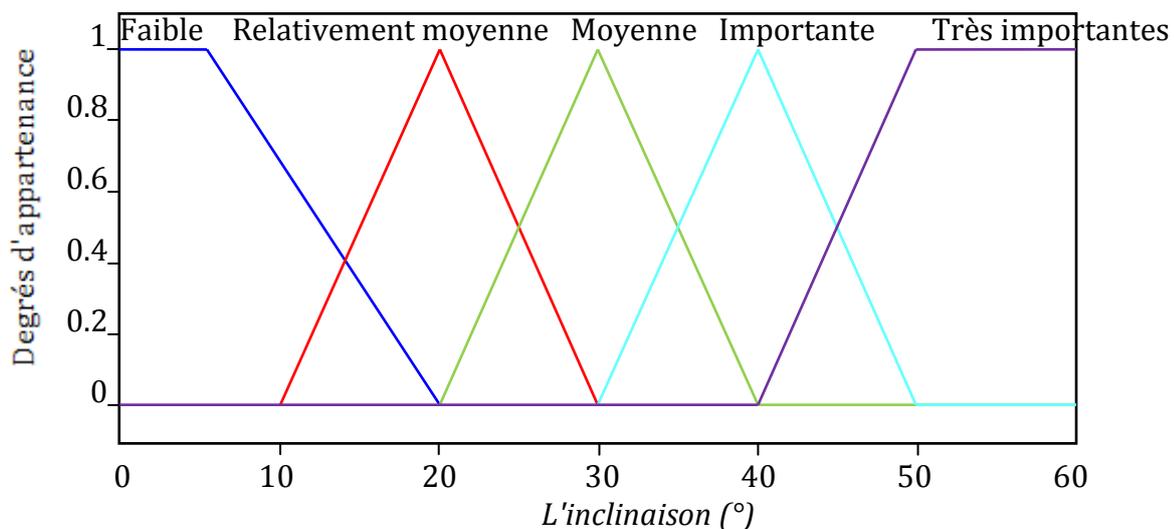


Figure IV.5: Ensemble flou « Topographie de site »

Donc la pente du site va affecter notre décision. Plus importante est la pente, plus la stabilité du talus est critique.

D'autres paramètres peuvent influencer sur la stabilité du talus comme les conditions géotechniques du sol.

IV.3.6.4. L'ensemble flou "conditions géotechniques du sol"

Parfois une tendance des paramètres géotechniques du site est donnée sous forme de valeur moyenne en quelques points. Cette information même sommaire (grossière) peut être exploitée et utilisée comme aide à la décision pour l'ingénieur. Ces paramètres géotechniques sont généralement donnés par le Module de Young (Module Statique du matériau).

La qualité des conditions géotechniques du sol est un facteur important. Lorsqu'elle est disponible cette information est donnée sous forme de moyenne de la résistance du sol.

Pour la classification de l'ensemble flou « Paramètres géotechniques » nous avons utilisé des données tirées de la littérature technique. L'ensemble flou basé sur le module statique (module de Young) est donné en figure IV.6.

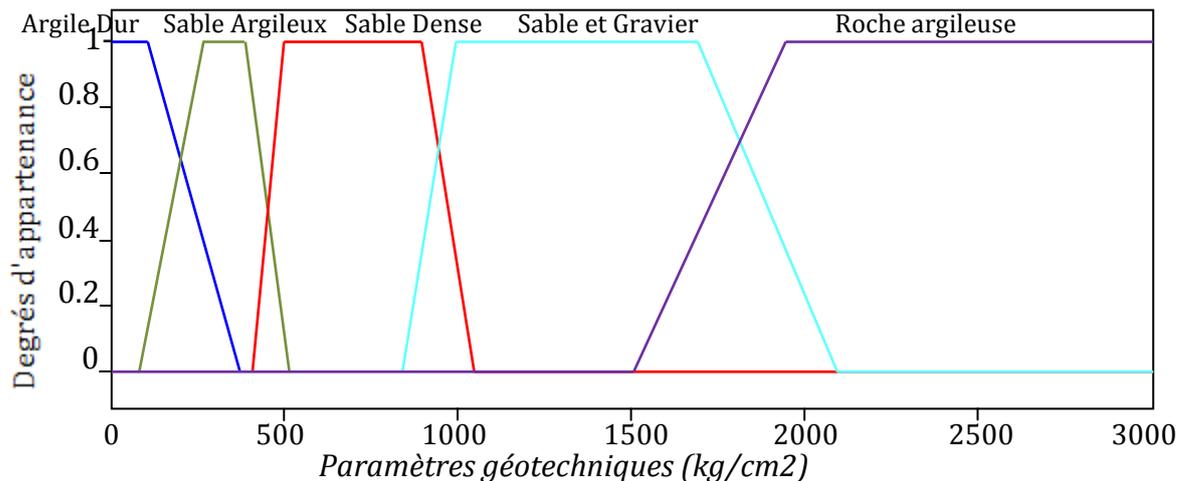


Figure IV.6: Ensemble flou « Paramètres géotechniques »

V.3.6.5. L'ensemble flou « Sortie - Output »

L'ensemble flou de sortie (stabilité du talus) est défini par les attributs linguistiques "Instable", "Contestable" et "Stable". Leurs fonctions d'appartenance sont triangulaires et trapézoïdale telles que montrées en figure IV.7.

Dans la construction d'un ensemble flou, plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour déterminer les fonctions d'appartenance. Parmi ces méthodes, quelques unes sont basées sur des questionnaires utilisés par des spécialistes.

Chameau et Santamarina(1987) ont fait une étude comparative sur les méthodes d'évaluation des ensembles flous, telles ; la méthode Point Assessment, Interval Assessment, Membership Function Exemplification et la méthode Pair wise Comparison. Selon les auteurs la méthode Interval Assessment semble avoir nombre d'avantages pratiques pour l'application [45].

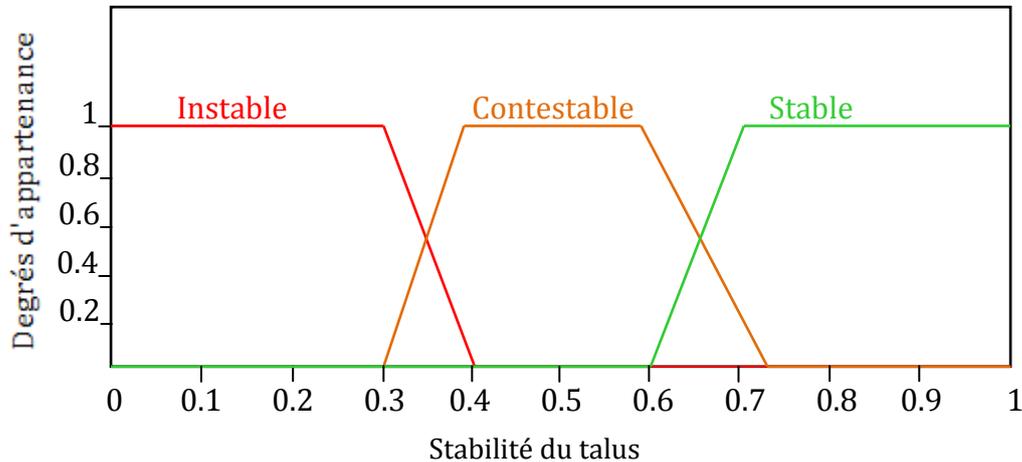


Figure IV.7: Ensemble flou « Stabilité du talus »

IV.4. Construction d'un système d'inférence flou et application sur la stabilité du talus

IV.4.1 Inférence floue

Un modèle d'inférence floue est généralement basé sur les trois étapes fondamentales suivantes :

- Sélection des variables d'entrée (Input) et de sortie (output).
- Description des règles de relations floues entre l'Input et l'Output.
- Défuzzification, qui consiste en la transformation des variables linguistiques floues de sortie en valeurs.

Babuska(in Saboya et al., 2006)[46] considère les phases suivantes pour la construction d'un modèle de logique floue :

- Dans l'étape de fuzzification, les valeurs numériques d'entrée des différents paramètres sont traduites en termes linguistiques, avec les degrés d'appartenance correspondants.
- Dans l'étape dite "du degré d'accomplissement », les degrés d'appartenance des différentes variables seront combinés avec des opérateurs logiques (ET, OU, NON) pour donner le degré d'accomplissement d'entrée de la règle en question.
- Dans l'étape d'inférence, l'ensemble flou de sortie de chaque règle est modifié en utilisant le degré d'accomplissement de la règle. Cette étape représente l'implication SI-ALORS du modèle. Plusieurs modèles d'inférence existent, par exemple Min-Max ou Max-Pro. Le modèle Min-Max de Mamdani est généralement le plus utilisé.
- L'étape agrégation, combinant les différents résultats des ensembles flous de sortie en un seul ensemble flou.
- La défuzzification qui consiste à convertir l'ensemble flou résultant (sortie) en une valeur finie.

Dans le problème considéré plusieurs ensembles d'entrée (Input) du système sont pris en considération dont, la nature géologique du site, l'hydrogéologie, la topographie...etc. quand aux ensembles de sortie ils s'expriment sous la forme de degré de stabilité du talus (Instable, Contestable, Stable).

Les règles floues du système à mettre en œuvre s'expriment de la forme :

SI X est A ALORS Y est B.

Avec A ensemble d'entrée, et B ensemble de sortie. Ces règles seront exécutées en parallèle durant le processus d'inférence. Un exemple de règle floue pourrait s'exprimer comme suit :

SI La pente « Raide » ALORS « Le talus instable».

La sélection adéquate des éléments d'entrée est fondamentale. Ces éléments s'expriment sous forme linguistique ou qualitative dans notre cas, exemple de la géologie du site. Lorsque la géologie est « connue » par exemple, quel serait le degré de connaissance (information) géologique à lui attribuer ?, La collection de l'information (savoir) est une part difficile dans le développement d'un système d'inférence. Santamarina et Chameau [45] ont noté que l'information à incorporer dans un système d'aide à la décision est d'une importance capitale pour qu'il soit viable.

IV.4.2 Défuzzification

Un système d'inférence floue transforme un vecteur d'entrée en une valeur nette à la sortie. Pour obtenir cette valeur à la sortie, nous aurons besoin d'un processus dit de défuzzification. L'entrée dans le processus de défuzzification est un ensemble flou (l'ensemble combiné de sortie), et la sortie est un nombre unique.

Plusieurs techniques de défuzzification ont été proposées. La plus utilisée reste la méthode centroïde. Dans cette méthode le défuzzificateur détermine le centre de gravité de l'ensemble de sortie et utilise la valeur obtenue comme étant la sortie du système d'inférence floue. Pour un ensemble B obtenu de l'agrégation (combinaison) et continu le centroïde est donné par :

$$Y = \frac{\int y_i \mu_B(y) dy}{\int \mu_B(y) dy}$$

Dans la figure qui suit, il est illustré un exemple simple de défuzzification, un seul ensemble flou d'entrée (Géologie de site) pour un ensemble de sortie (Stabilité du talus).

Le résultat final est donné sous forme de centre de gravité après agrégation et défuzzification.

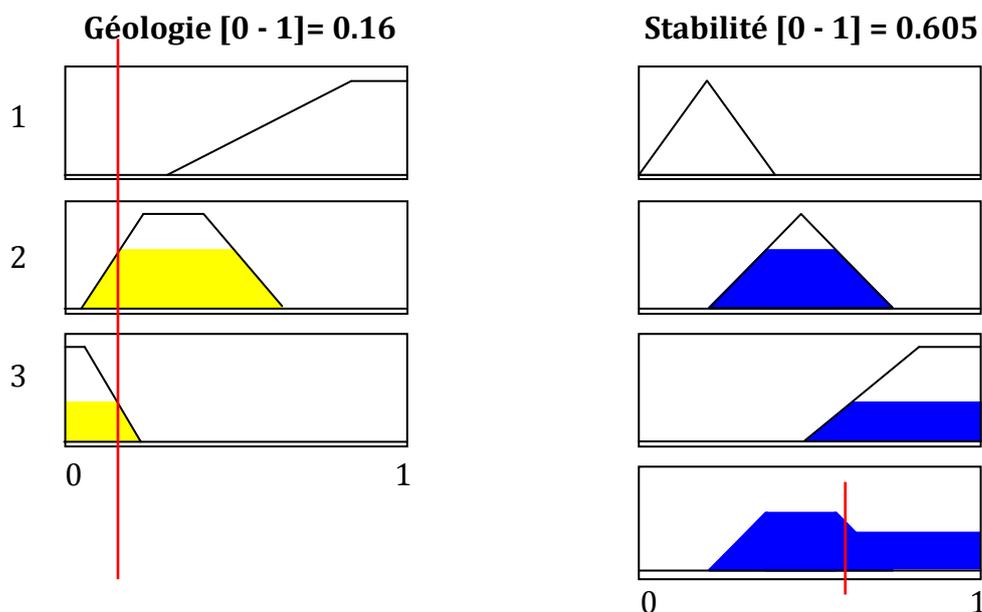


Figure IV.8: Exemple de transformation de sortie par défuzzification

IV.4.3. Application sur la stabilité du talus

Comme nous l'avons mentionné auparavant les paramètres influençant sur la stabilité du talus ;

- La géologie du site d'étude
- L'hydrogéologie
- La topographie du site
- Les paramètres géotechniques du sol.

Ces paramètres sont considérés comme ensembles d'entrée, chacun avec une influence particulière sur la stabilité du talus. L'ensemble flou de sortie à considérer est le degré de stabilité du talus. La figure IV.9 montre le principe de fonctionnement du système d'inférence floue à construire.

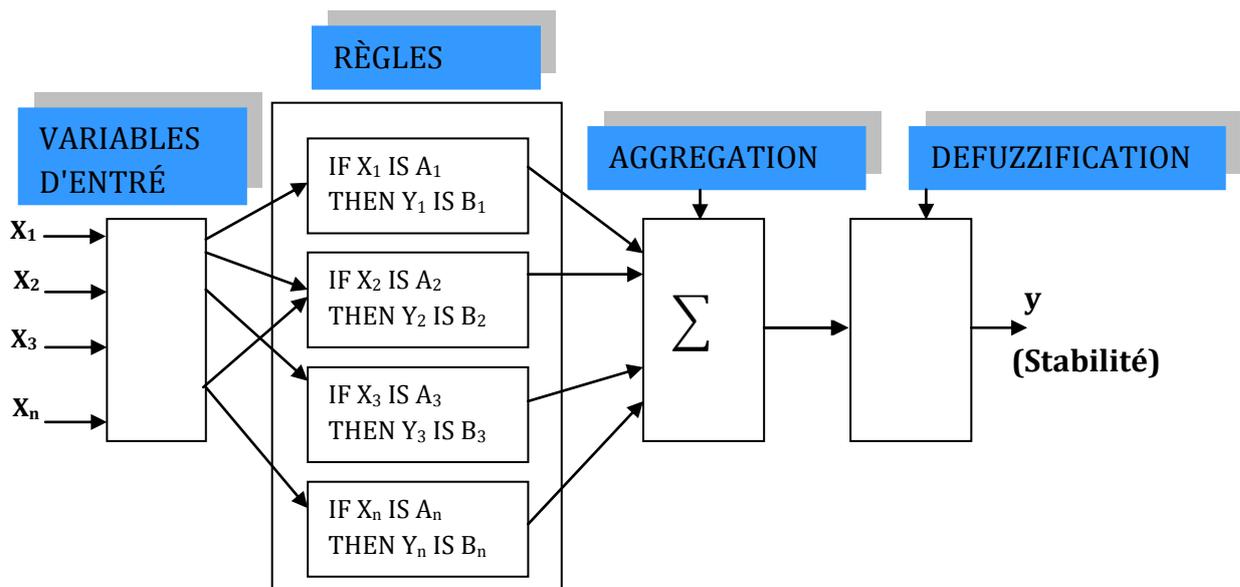


Figure IV.9: Schéma de principe d'un système d'inférence floue

Les ensembles flous d'entrée du système d'inférence ont été présentés précédemment, nous en reproduisons les allures dans les figures qui suivent:

❖ Géologie (degré d'information géologique)

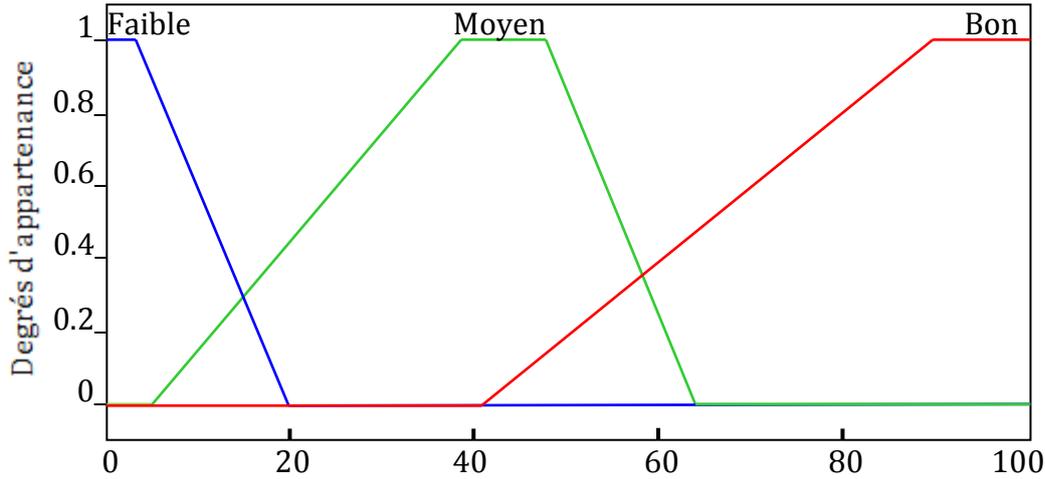


Figure IV.10: Géologie - degré d'information

❖ Hydrogéologie

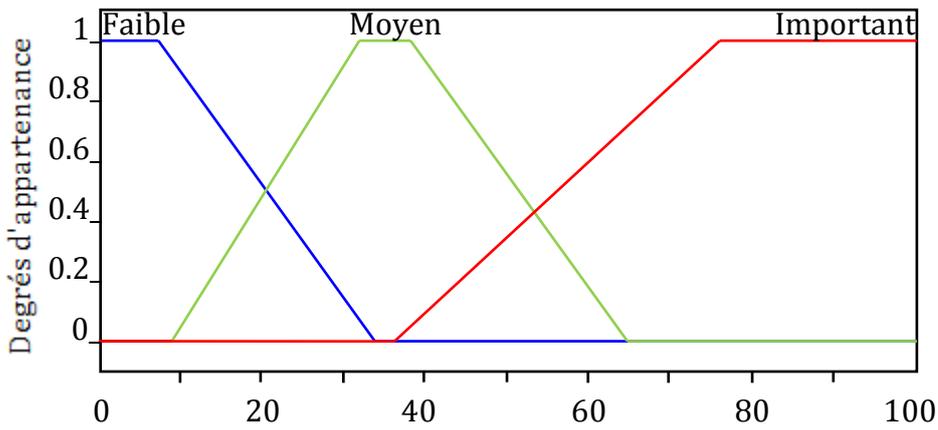


Figure IV.11: Ensemble flou Hydrogéologie de site

❖ Topographie

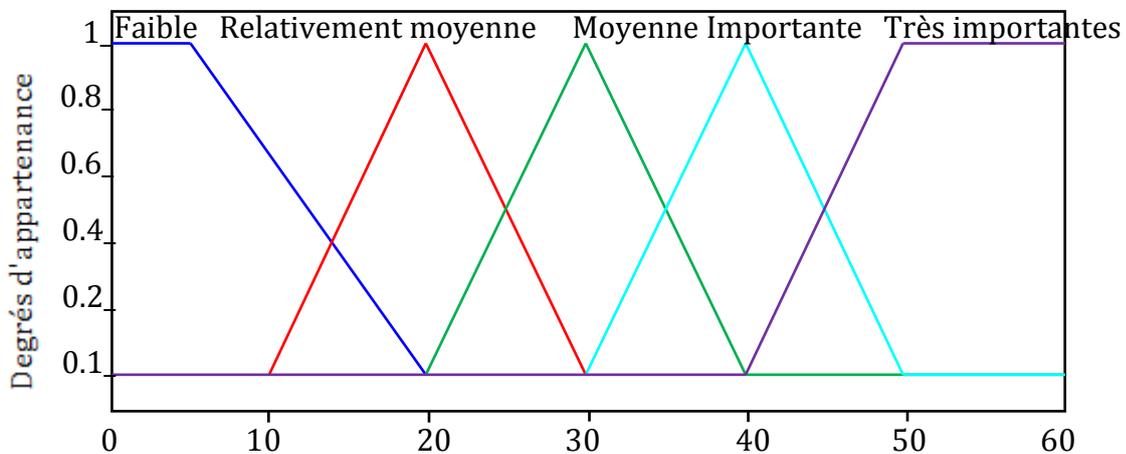


Figure IV.12: Ensemble flou Topographie de site

❖ **Les paramètres géotechniques** : indiquent la tendance en terme de résistance des formations de sol sous-jacent

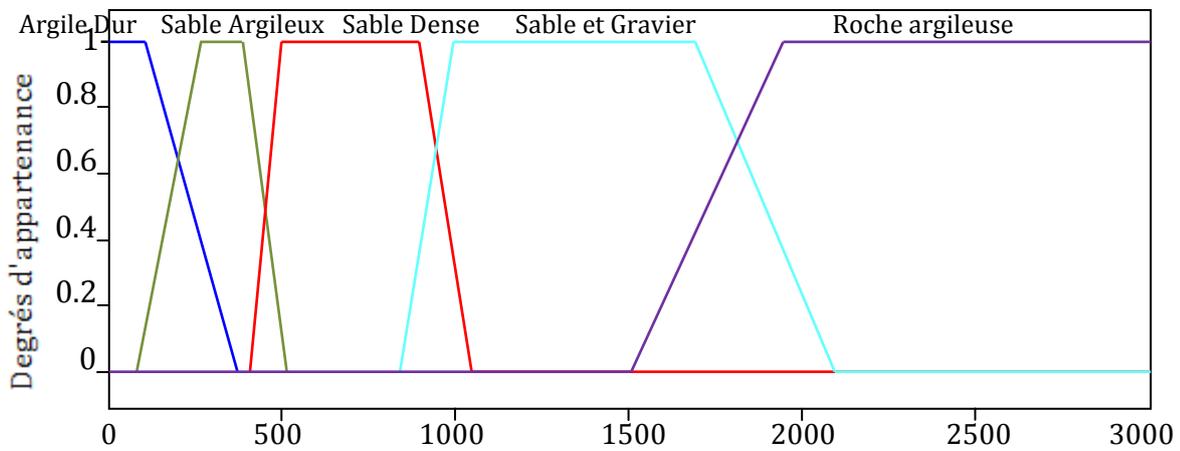


Figure IV.13: Paramètres géotechniques selon le module du sol

Tous ces ensembles feront partie des conditions d'entrée (Input) du système. Chacun d'eux influence sur la stabilité du talus. L'ensemble de sortie (output) est exprimé en termes de degré de stabilité, un nombre variant entre [0 , 1].

La figure suivante représente cet ensemble de sortie, exprimant trois situations : «Instable », « Contestable » et « Stable »

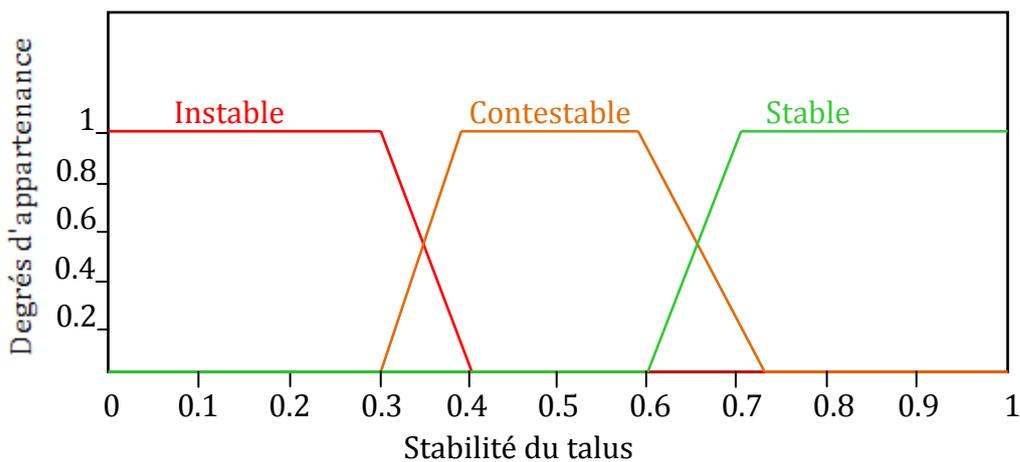
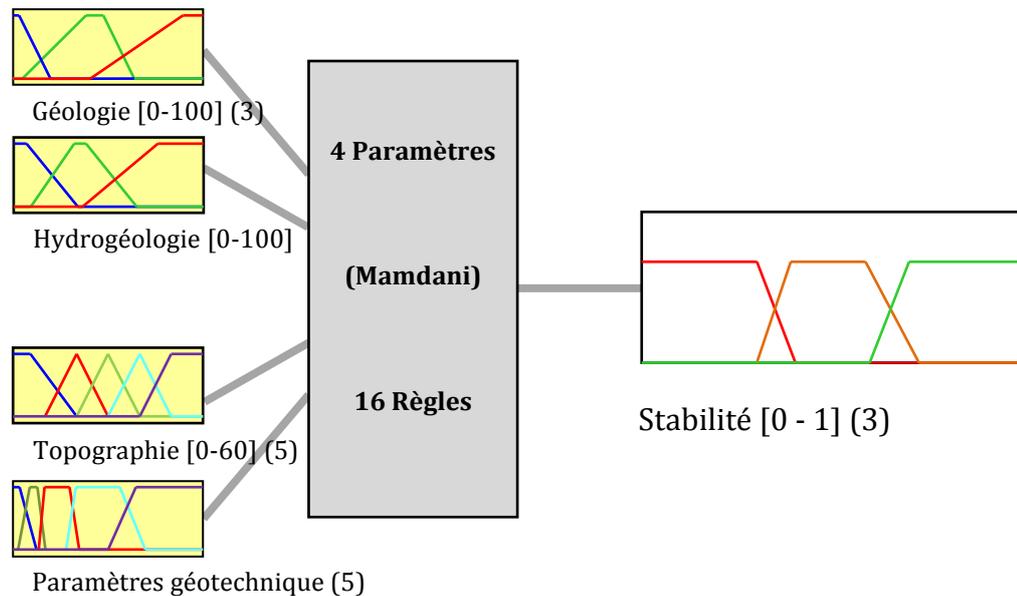


Figure IV.14: L'ensemble flou de sortie « Stabilité du talus »

De manière grossière on peut représenter le schéma du système d'inférence à construire comme suit:



Système à 4 Paramètres: 4 entrées, 1 sortie, 16 règles

Figure IV.15: Schéma du système d'inférence floue avec quatre paramètres d'entrée (input)

IV.4.3.1. Règles floues

Un exemple de règles floues utilisées dans le système est donné sous la forme:

- 1) IF La Géologie (%) IS "Faible" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Instable"
- 2) IF La Géologie (%) IS "Moyen" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Contestable"
- 3) IF La Géologie (%) IS "Bon" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Stable"

- 4) IF L'hydrogéologie IS "Faible" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Stable"
- 5) IF L'hydrogéologie IS "Moyen" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Contestable"
- 6) IF L'hydrogéologie IS "Important" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Instable"

- 7) IF La Topographie IS "Faible" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Stable"
- 8) IF La Topographie IS "Relativement moyenne" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Contestable"
- 9) IF La Topographie IS "moyenne" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Contestable"
- 10) IF La Topographie IS "Important" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Instable"
- 11) IF La Topographie IS "Très Important" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Instable"

- 12) IF Géologie (kg/cm2) IS "Argile Dur" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Stable"
- 13) IF Géologie (kg/cm2) IS "Sable argileux" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Instable"
- 14) IF Géologie (kg/cm2) IS "Sable" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Contestable"
- 15) IF Géologie (kg/cm2) IS "Sable et gravier" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Contestable"
- 16) IF Géologie (kg/cm2) IS "Roche Argileuse" THEN La stabilité ([0-1]) IS "Stable"

Les règles sont enclenchées en parallèle, un seul type de règle est utilisé pour le moment (SI x est A Alors y est B). Pour chaque règle il y un antécédent et un conséquent (output).

Un exemple de fonctionnement du système avec uniquement trois paramètres d'entrée est donné dans ce qui suit, pour illustrer l'importance de chaque facteur d'entrée dépendant des règles prises en compte. L'agrégation est basée sur la méthode de Mamdani comme nous pouvons le voir. Le centre de gravité de la surface finale est calculé pour estimer le poids de la décision qui représente ici l'importance de la stabilité du talus.

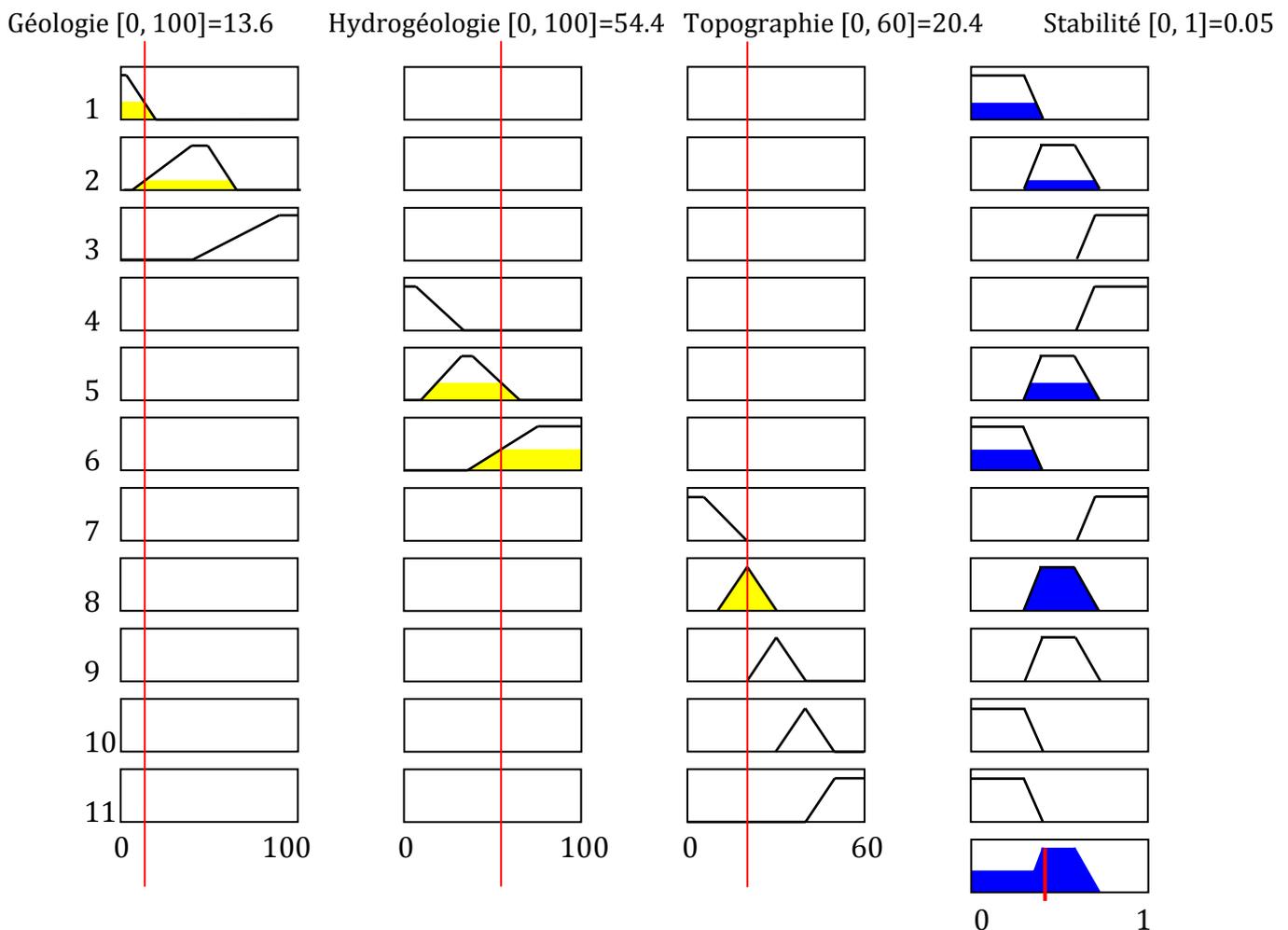


Figure IV.16: Exemple de schéma de règles floues enclenchées avec défuzzification

Quand toutes les règles sont déclenchées le résultat final est le Max de toutes les possibilités obtenus en Sortie. La défuzzification consiste à calculer le centre de gravité de la surface (résultat).

Un autre type de règle peut être utilisé, dans la forme (SI x1 est A1 ET x2 est A2...etc ALORS y est B).

Condition défavorable:

IF La Topographie IS "Très Important" AND La Géologie (%) IS "Faible" THEN La stabilité IS "Instable".

Condition favorable:

IF L'hydrogéologie IS "Faible" AND La Géologie (%) IS "Bon" THEN La stabilité IS "Stable".

Dans ce type de règles nous avons rajouté l'effet d'autres paramètres dans la même règle en utilisant l'opérateur ET, cette formulation des règles est différente de la précédente. La figure V.17 représente un exemple.

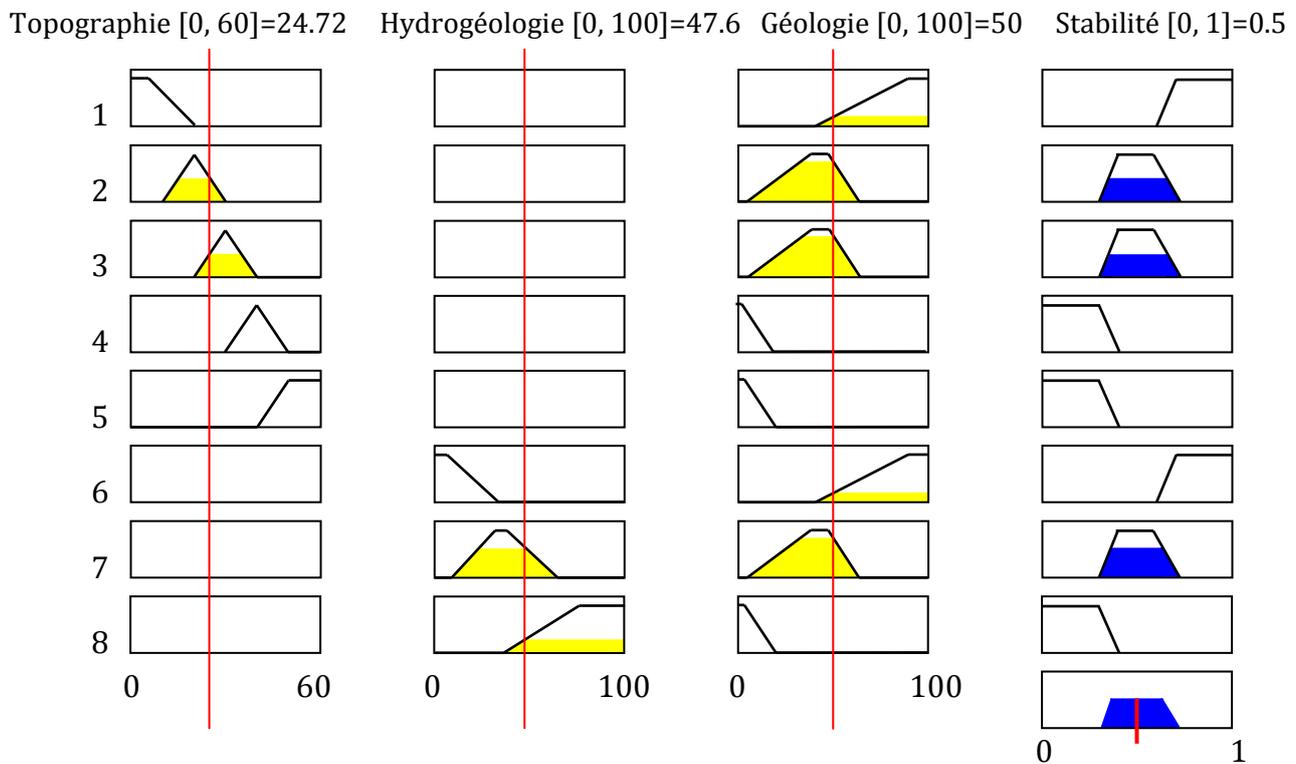


Figure IV.17: Deuixième schéma d'enclenchement de règles floues

On voit bien que le système d'agrégation Min-Max de Mamdani est illustré dans cette figure. Dans la règle n°2 et n°3 par exemple le minimum entre « La Topographie » et « La Géologie » est pris en compte en sortie. Quand toutes les règles sont déclenchées le résultat final est le Max de toutes les possibilités obtenus en Sortie. La défuzzification consiste à calculer le centre de gravité de la surface (résultat).

Le dernier type de règle peut être utilisé, dans la forme (SI x_1 est A_1 ET x_2 est A_2 ET x_3 est A_3 ALORS y est B).

Condition défavorable:

IF La Topographie IS "Très Important" AND L'hydrogéologie IS "Important" AND La Géologie (%) IS "Faible" THEN La stabilité IS "Instable"

Condition favorable:

IF La Topographie IS "Faible" AND L'hydrogéologie IS "Faible" AND La Géologie (%) IS "Bon" THEN La stabilité IS "Stable"

Dans ce type de règles nous avons pris en considération l'effet de tous les paramètres dans la même règle en utilisant l'opérateur ET. Cette formulation des règles est différente de la précédente. La figure V.18 représente un exemple.

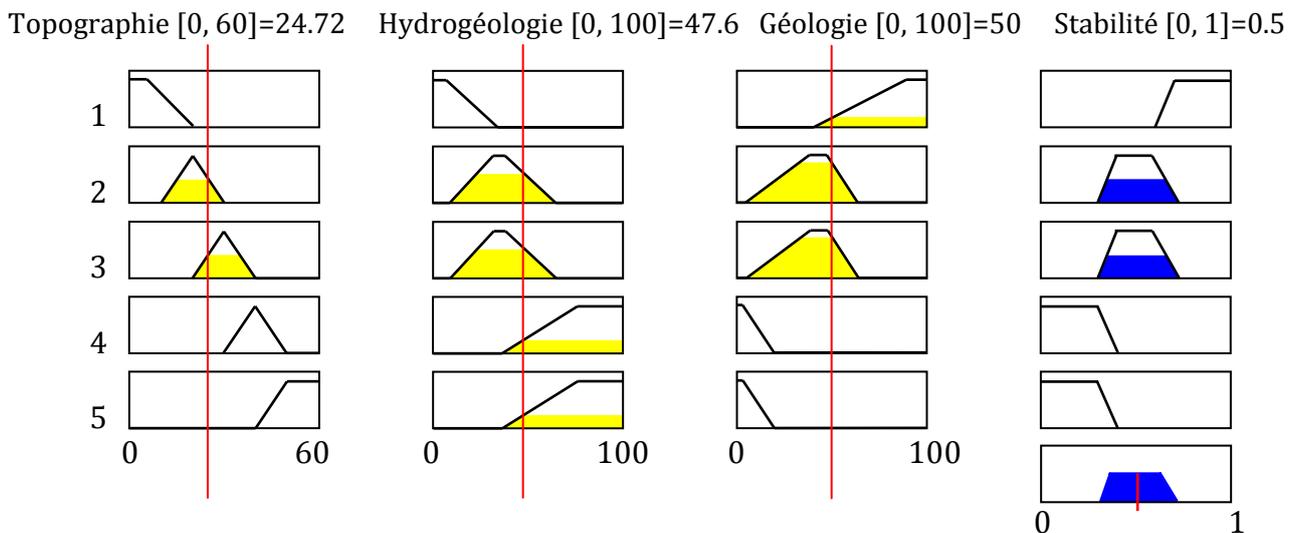


Figure IV.18 : Un autre schéma d'enclenchement de règles floues

IV.4.4. Fonctionnement du système d'inférence flou

Les paramètres d'entrée sont exprimés en ensembles flous (Géologie, Hydrogéologie, Topographie.....). Les paramètres de sortie (output) sont aussi exprimés comme des ensembles flous sur le facteur de sécurité. Chacun des paramètres d'entrée influence d'une certaine façon sur le facteur de sécurité. Le système d'inférence flou fonctionne en utilisant des règles floues reliant l'Input à l'Output comme montré en figure IV.15.

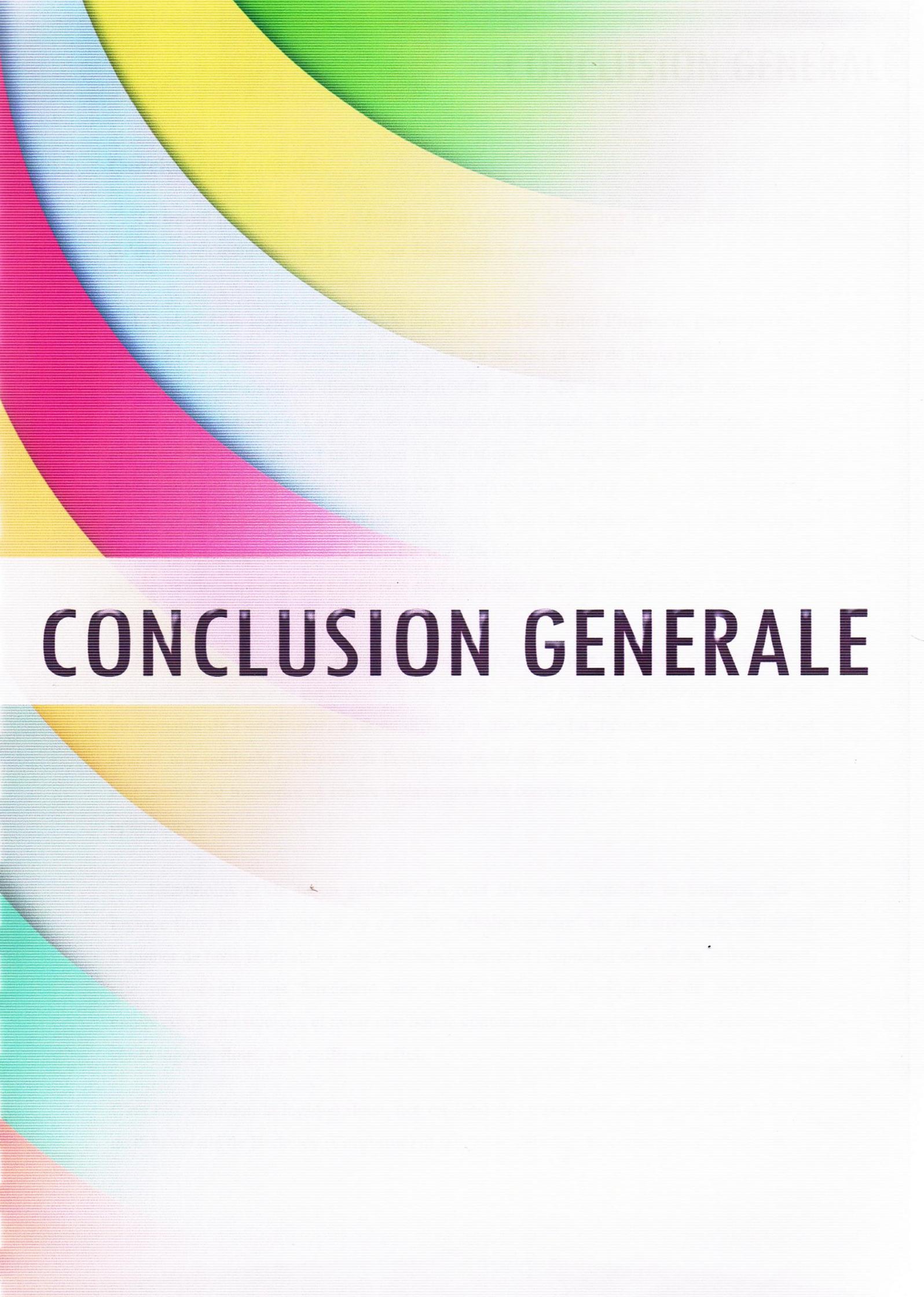
Ces règles sont généralement exprimées en termes linguistiques et considèrent diverses possibilités. Après l'agrégation (combinaison) et la défuzzification un poids G de décision est obtenu. Ce résultat est donné sous forme de résultat entre $[0,1]$. Lorsque la valeur de G est proche de 1, alors le talus est plus stable. Et si cette valeur est proche de zéro, donc la stabilité du talus est critique.

Le résultat étant donné par une valeur entre 0 et 1, exprimant un poids, il sera nécessaire de le transformer à une valeur qui représente le facteur de sécurité, pour ce faire il faudra calibrer le modèle utilisé.

V.5. Conclusion

Les paramètres essentiels qui influencent sur la stabilité du talus ont été présentés. Les plus importants de notre point de vue sont ; la géologie, l'hydrogéologie et la topographie ainsi que les paramètres géotechniques du site. Ces facteurs affectent de manière significative le poids de chaque paramètre sur le facteur de sécurité.

Nous avons décrit les différents paramètres et la manière de les exprimer sous forme d'ensembles flous. Le système d'aide à la décision à construire est structuré en Input et Output. Dans l'Input nous retrouvons les facteurs qui ont de l'influence sur la stabilité tels que la géologie, l'hydrogéologie ...etc, et en Output on exprime le degré de stabilité. La stabilité se traduit par un poids entre 0 et 1.



CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale :

Le travail présenté dans ce mémoire a pour objectif de montrer les possibilités diverses qu'offrent les techniques de la logique floue dans le domaine minier.

L'intérêt de la logique floue réside dans sa capacité à traiter l'imprécis, l'incertain et le vague. Elle est issue de la capacité de l'homme à décider et agir de façon pertinente malgré le flou des connaissances disponibles. En effet, elle a été introduite pour approcher le raisonnement humain à l'aide d'une représentation adéquate. Cette méthodologie ouvre une nouvelle voie pour l'utilisation d'heuristique en remplaçant la modélisation du phénomène par un raisonnement basé sur des connaissances linguistiques acquises par un opérateur du procédé. La logique floue sert donc à représenter des connaissances incertaines et imprécises et à prendre une décision même si l'on ne peut estimer les entrées/sorties ou lorsque ces dernières sont entachées d'erreurs importantes.

La logique floue s'y développe car il s'agit d'une approche essentiellement pragmatique, efficace et générique. On dit parfois qu'elle permet de systématiser ce qui est du domaine de l'empirisme, et donc difficile à maîtriser. La théorie des ensembles flous fournit une méthode pertinente et facilement réalisable dans des applications temps réel; elle permet de transcrire et rendre dynamiques les connaissances des concepteurs ou des opérateurs.

Néanmoins et de façon générale, on peut dire sans risque de se tromper, que la logique floue est une méthode de contrôle "révolutionnaire" car elle arrive non seulement à donner de bons résultats sur des systèmes complexes (imprécis) mais qu'en même temps, elle ne nécessite pas forcément une grande maîtrise théorique, ni de modélisation complexe. Etre astucieux et avoir une bonne connaissance du système, si on maîtrise bien sûr la logique floue, peut suffire en effet.

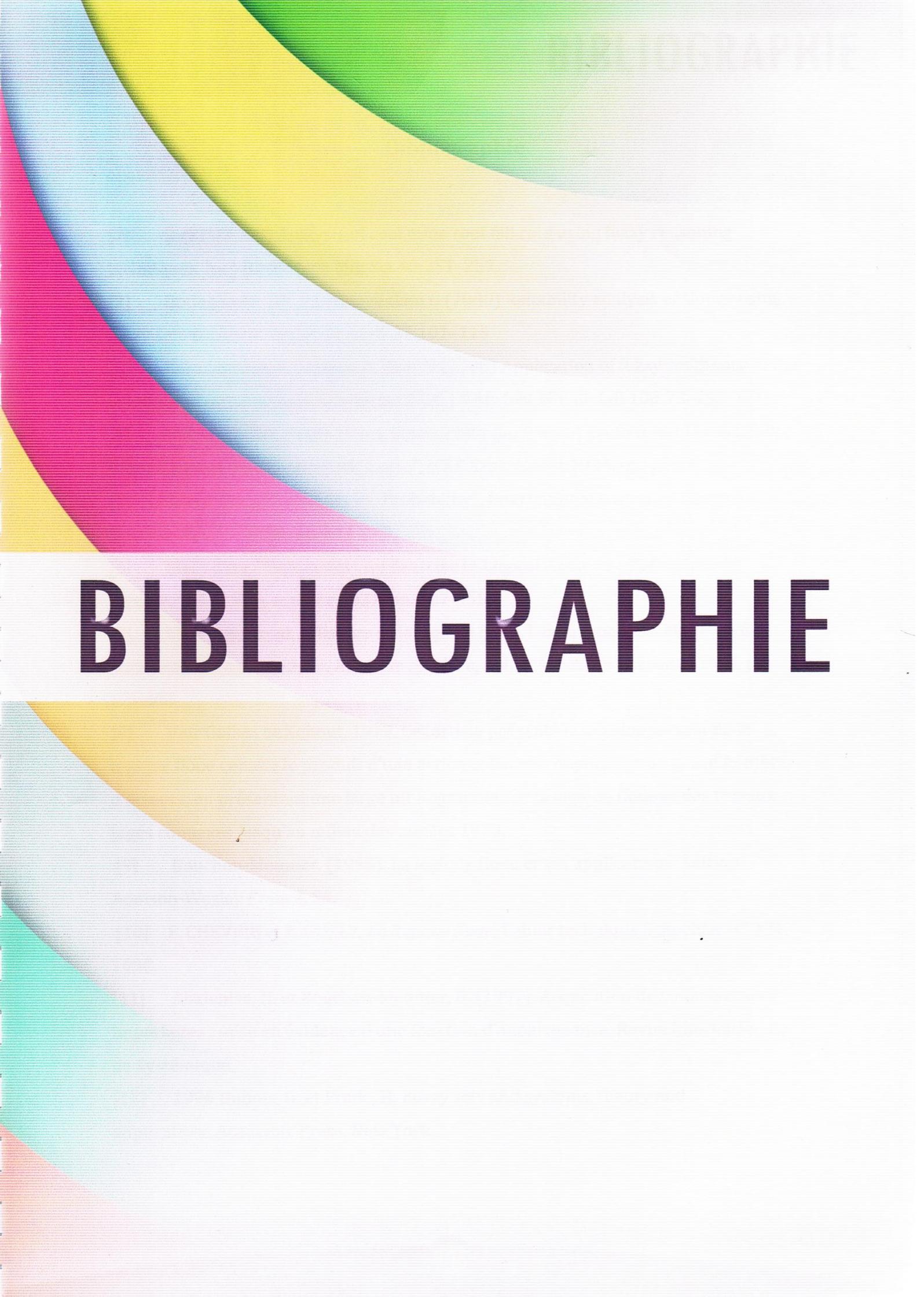
C'est dire combien la logique floue, née en 1965 des travaux du professeur Lotfi A.Zadch de l'Université de Berkeley (Californie) et qui, à ses débuts a été considérée comme une

théorie sans grand intérêt, a prouvé son efficacité, son efficacité et son dynamisme acquérant ainsi aujourd'hui ses lettres de noblesse !

Les bons résultats obtenus avec l'application de la logique floue dans le domaine minier ont d'ailleurs encouragé et poussé les scientifiques et les chercheurs miniers à s'investir de plus en plus dans la perspective d'appliquer cette méthode pour développer le domaine minier aussi pour trouver les solutions des différents problèmes rencontrés dans les mines.

Ses applications multiples dans divers domaines et secteurs et l'engouement de plus en plus grand des scientifiques, des chercheurs et des industriels notamment, augurent, il nous semble, d'un réel et bel avenir pour la logique floue dans les mines.

إِنْتَهَى خَمْدُ اللَّهِ



BIBLIOGRAPHIE

Bibliographie

- [1] Deb D (2003) Analysis of coal mine roof fall rate using fuzzy reasoning techniques. *Int J Rock Mech Min Sci* 40:251–257
- [2] Dodagoudar GR, Venkatachalam G (2000) Reliability analysis of slopes using fuzzy sets theory. *Comput Geotech* 27:101–115
- [3] Karadogan A, Kahriman A, Ozer U (2008) Application of fuzzy set theory in the selection of underground mining method. *J S Afr Inst Min Metall* 108:73–79
- [4] Dubois Didier, Prade Henri, Smets Philippe, "Partial Truth is not Uncertainty : Fuzzy Logic versus Possibilistic Logic", *IEEE Expert*, août 1994, pp. 15-19.
- [5] Kosko Bart, "Fuzziness Vs. Probability", *International Journal of General Systems*, Vol. 17, 1990, pp. 211-240.
- [6] Black Max, "Vagueness : An Exercise in Logical Analysis", *Philosophy of Science*, Vol. 4, n° 4, octobre 1937, pp. 427-455.
- [7] Claude Rosental, «Histoire de la logique floue. Une approche sociologique des pratiques de démonstration», *Revue de Synthèse*, vol. 4, 4, octobre-décembre 1998, pp. 575-602
- [8] Voir Gaines et Kohout, 1977. Cet article présente le développement de la logique floue comme le produit d'une action collective impliquant un grand nombre d'acteurs, en présentant une large bibliographie sur la logique floue et des travaux jugés connexes jusqu'au milieu des années 1970.
- [9] Bouchon-Meunier, (1995). La logique floue et ses applications. Edition Addison-Wesley France, SA.
- [10] F. CHEVRIE et F. GUELY, *La logique floue*, Cahier technique Schneider N° 191, 1998.
- [11] Aladenise, N. et Bouchon-Meunier, B. (1997). Acquisition de connaissances imparfaites : mise en évidence d'une fonction d'appartenance. *Revue Internationale de Systémique*,
- [12] 1996 Dubois, D. et Prade, H. *Fuzzy sets and systems, theory and applications*. Academic Press, New York.
- [13] Dubois, D. et Prade, H. (1996b). What are fuzzy rules and how to use them? *Fuzzy Sets and Systems*,
- [14] Klement, E., Mesiar, R. et Pap, E. (2002). *Triangular norms*. Kluwer Academic Publishers.
- [15] Elloumi, S. (2002). *Apprentissage Supervisé par Localisation de Concepts dans les Contextes Flous ou Réels*. Thèse de doctorat en informatique, Faculté des Sciences de Tunis, Département des Sciences Informatiques, Université d'El Manar.
- [16] Ferdinand Piette *Les systèmes flous*, 2011. www.logique-floue.com

- [17] Nguyen VU, Ashworth E (1985) Rock mass classification by fuzzy sets. In: Proceedings of the 26th US symposium on rock mechanics, Rapid City, pp 937–945
- [18] Habibagahi G, Katebi S (1996) Rock mass classification using fuzzy sets. *Iran J Sci Technol* 20(3):273–284
- [19] Sonmez H, Tuncay E, Gokceoglu C (2004) Models to predict the uniaxial compressive strength and the modulus of elasticity for Ankara Agglomerate. *Int J Rock Mech Min Sci* 41:717–729
- [20] Aydin A (2004) Fuzzy set approaches to classification of rock masses. *Eng Geol* 74:227–245
- [21] Jiang YM, Park DW, Deb D, Sanford R (1997) Application of fuzzy set theory in the evaluation of roof categories in longwall mining. *Min Eng* 49(3):53–57
- [22] Deb D (2003) Analysis of coal mine roof fall rate using fuzzy reasoning techniques. *Int J Rock Mech Min Sci* 40:251–257
- [23] Bascetin A, Oztas O, Kanli AI (2006) EQS: a computer software using fuzzy logic for equipment selection in mining engineering. *J S Afr Inst Min Metall* 106:63–70
- [24] Karadogan A, Kahriman A, Ozer U (2008) Application of fuzzy set theory in the selection of underground mining method. *J S Afr Inst Min Metall* 108:73–79
- [25] Dodagoudar GR, Venkatachalam G (2000) Reliability analysis of slopes using fuzzy sets theory. *Comput Geotech* 27:101–115
- [26] Fisne A, Kuzu C, Hudaverdi T (2010) Prediction of environmental impacts of quarry blasting operation using fuzzy logic. *Environ Monit Assess.* doi:10.1007/s10661-010-1470-z
- [27] Monjezi M, Rezaei M, Yazdian A (2010) Prediction of backbreak in open-pit blasting using fuzzy set theory. *Expert Syst Appl* 37:2637–2643
- [28] Rezaei M, Monjezi M, Varjani AY (2011) Development of a fuzzy model to predict flyrock in surface mining. *Saf Sci* 49:298–305
- [29] Li W, Liu L, Dai L (2010) Fuzzy probability measures (FPM) based non-symmetric membership function: Engineering examples of ground subsidence due to underground mining. *Eng Appl Artif Intell* 23:420–431
- [30] Iphar M, Goktan RM (2006) An application of fuzzy sets to the diggability index rating method for surface mine equipment selection. *Int J Rock Mech Min Sci* 43:253
- [31] Ataei M, Khalokakaei R, Hossieni M (2009) Determination of coal mine mechanization using fuzzy logic. *Min Sci Technol* 19:149–154
- [32] Gokceoglu C (2002) A fuzzy triangular chart to predict the uniaxial compressive strength of Ankara agglomerates from their petrographic composition. *Eng Geol* 66:39–51
- [33] Kayabasi A, Gokceoglu C, Ercanoglu E (2003) Estimating the deformation modulus of rock masses: a comparative study. *Int J Rock Mech Min Sci* 40:55–63
- [34] Gokceoglu C, Zorlu K (2004) A fuzzy model to predict the uniaxial compressive strength and the modulus of elasticity of a problematic rock. *Eng Appl Artif Intell* 17:61–72

- [36] Sonmez H, Tuncay E, Gokceoglu C (2004) Models to predict the uniaxial compressive strength and the modulus of elasticity for Ankara Agglomerate. *Int J Rock Mech Min Sci* 41:717–729
- [35] Yagiz S, Gokceoglu C (2010) Application of fuzzy inference system and nonlinear regression models for predicting rock brittleness. *Expert Syst Appl* 37:2265–2272
- [36] E. Cox, *The Fuzzy Systems Handbook – a Practitioner's Guide to Build, Using and Maintaining Fuzzy Systems*. New York: Academic Press, 1994.
- [37] Molinda GM, Mark C, Dolinar D (2000) Assessing coal mine roof stability through roof fall analysis. In: *Proceedings of the new technology for coal mine roof support*. US Department of Health and Human Services, Centers for Disease Control and Prevention, National Institute for Occupational Safety and Health, NIOSH Publication No. 9453, pp 53–72
- [38] E.S. BALBINO and P.I. EKEL Post-Graduation Program in Electric Engineering Catholic Pontific University of Minas Gerais Av. Dom José Gaspar, 500 - Belo Horizonte BRAZIL
- [39] Ross TJ (1995) *Fuzzy logic with engineering applications*. McGraw-Hill, New York
- [40] Grima MA, Bruines PA, Verhoef PNW (2000) Modelling tunnel boring machine performance by neuro-fuzzy methods. *Tunn Undergr Space Technol* 15:259–269
- [41] Zadeh L.A., 1965. Fuzzy Sets. *Information and Control* 8, 338-353.
- [42] Optimisation par ensembles flous de la campagne de caractérisation géotechnique ,These de Doctorat en Genie civil .Mr BOUMEZERANE Djamalddine .Enp Alger
- [43] Baecher G. & T. Christian, 2003. *Reliability and Statistics in Geotechnical Engineering*. Wiley Ed.
- [44] Kanungo D.P., M.K Arora, S. Sarkar, and R.P. Gupta, 2006. A comparative study of conventional ANN-black box, fuzzy and combined neural and fuzzy weighting procedures for landslide susceptibility zonation in Darjeeling Himalayas. *Engineering Geology* 85, 347-366.
- [45] Chameau J.L. & J.C. Santamarina, 1987. Membership Functions I: Comparing Methods of Measurement. *International Journal of Approximate Reasoning*, 287-301.
- [46] Saboya F.J.R., M.G. Alves and W.D. Pinto, 1989. Assessment of failure susceptibility of soil slopes using fuzzy logic. *Engineering Geology* 86, 211-224.