

**UNIVERSITE SAAD DAHLAB DE BLIDA**

**Faculté des Sciences**

**Département d'Informatique**

## **MEMOIRE DE MAGISTER**

**En Informatique**

**Spécialité : Systèmes d'Informations et de Connaissances**

Par

**Mme REZOUG DJENNI Nachida**

# **INTEGRATION DE LA LOGIQUE FLOUE DANS LA REPRESENTATION DES CONNAISSANCES**

**(Application dans le domaine du bâtiment)**

**Devant la commission d'examen**

**Président** : N.BENBLIDIA (M.C) Université de Blida  
**Examineur** : R.CHALAL (M.C) ESI (Ecole Supérieur Informatique ex. INI)  
**Examineur** : R.GHOMARI (M.C) ESI (Ecole Supérieur Informatique ex. INI)  
**Promoteur** : H.BOUARFA ABED (M.C) Université de Blida

**Blida, Juin 2009**

## RESUME

L'objectif principal de notre travail est le développement et la validation d'un système dénoté *Vulnérabilité Floue*. Le système permet l'estimation de la vulnérabilité sismique d'une construction. Pour la circonstance, *Vulnérabilité floue* a utilisé le raisonnement à base de cas flou (RBCF). Notre système transite par trois principales phases : la première étape consiste à décrire les paramètres jugés nécessaires à l'estimation de la vulnérabilité sismique d'une construction. L'influence de ces paramètres sur la réponse sismique de la construction est évaluée par des valeurs linguistiques. *Vulnérabilité floue* utilise une représentation floue afin de tolérer les imprécisions au niveau de la description de la construction. Lors de la deuxième phase, nous avons évalué la similarité entre une nouvelle construction et l'ensemble des cas historiques. Cette similarité est évaluée sur deux niveaux : 1) similarité individuelle : se base sur les techniques d'agrégation floues (max-min); 2) similarité globale : utilisent les quantificateurs linguistiques monotones croissants (RIM) pour combiner les différentes similarités individuelles entre deux constructions. La troisième phase du processus d'estimation de *Vulnérabilité floue* consiste à utiliser des vulnérabilités des constructions historiques étroitement similaires à la construction courante pour en déduire une estimation à sa vulnérabilité. Nous avons validé notre système en utilisant 50 cas du CTC de Tlemcen et Blida. Pour cela nous avons évalué les performances de *Vulnérabilité floue* sur la base de deux critères de base: la précision des estimations et la tolérance des imprécisions tout le long du processus d'estimation. La comparaison s'est faite avec des estimations faites par des modèles d'évaluation fastidieux et longs. Les résultats sont satisfaisants.

**Mots clés : RBC, Raisonnement à base de cas, logique floue, RBC flou, vulnérabilité sismique, EMS 98, Evaluation de la Vulnérabilité par l'index**

## ABSTRACT

The main object of our work is the development and the validation of a system indicated *Fuzzy Vulnerability*. This system estimates a construction seismic vulnerability. *Fuzzy Vulnerability* uses a fuzzy representation in order to tolerate the imprecision during the description of a construction. For the circumstance, *Fuzzy Vulnerability* used the fuzzy case based reasoning (FCBR). Our system forwards by three principals' phases: the first stapes consists in describing the parameters considered to be necessary to the construction seismic vulnerability estimation. The influence of these parameters on the seismic answer of construction is evaluated by linguistic values. *Fuzzy vulnerability* uses a fuzzy representation in order to tolerate the imprecision on the level of the construction description. At the second phase, we evaluated the similarity between new construction and the whole of the historical cases. This similarity is evaluated on two levels: 1) individual similarity: bases on the fuzzy techniques of aggregation (max-min); 2) global similarity: uses the increasing monotonous linguistic quantifiers (RIM) to combine the various individual similarities between two constructions. The third phase of the estimation process of *Fuzzy Vulnerability* consists in using vulnerabilities of historical constructions narrowly similar to current construction to deduce its estimate vulnerability. We validated our system by using 50 cases of the CTC of Tlemcen and Blida. For that we evaluated the performances of *Fuzzy Vulnerability* on the basis of two basic criteria: the precision of estimations and the tolerance of the imprecision all along the process of estimation. The comparison was done with estimations made by tiresome and long models. The results are satisfactory.

**Key words:** CBR, Case Based Reasoning, fuzzy logic, fuzzy CBR, seismic vulnerability, EMS 98, Index vulnerability evaluation.

## الملخص

الهدف الرئيسي لعملنا هو تصميم وإقرار نظام مُسمى الضعف المضرب. ويسمح هذا النظام بتقدير مقاومة المبنى للزلازل. في هذا النطاق، الضعف المضرب يستعمل التفكير واستخلاص النتائج والقوانين من أمثلة حية المضرب (RBCF). نظامنا يمر على ثلاث مراحل أساسية: المرحلة الأولى تكمن في وصف المعاملات الضرورية لتقييم الضعف الزلزالي للمبنى. تأثير هذه المعايير على الرد الزلزالي للمبنى قدر باستعمال القيم اللغوية. الضعف المضرب يستعمل التمثيل المضرب لكي يسمح عدم الدقة في وصف البناية. في المرحلة الثانية قمنا بتقييم التشابه بين البناية الجديدة ومجموعة البنايات التاريخية، هذا التشابه قدر على مستويين: 1- التشابه الفردي: يستند على تقنيات التجميع المضرب (أكبر-أصغر) ؛ 2- التشابه الإجمالي: يستعمل محدّدوا الكمية اللغوية مرتبون ومتزايدون (RIM) من أجل الجمع بين مختلف التشابهات الفردية ما بين بنايتين. المرحلة الثالثة من عملية تقدير الضعف المضرب يكمن في استعمال قيم الضعف البنايات التاريخية متقاربة التشابه مع البناية الجديدة لاستخلاص قيمة لضعفها.

قمنا بتأييد نظامنا باستعمال 50 حالة من المركز التقني للبناء (CTC) لمدينتي البلدية وتلمسان لهذا قدرنا أداء الضعف الضبابي على أساس معيارين: دقة التقديرات والتسامح في عدم الدقة في طوال عملية التقدير، وقد أجريت المقارنة مع تقديرات حصلت عن طريق نماذج تقييم طويلة وشاقة، النتائج المتحصل عليها جد مرضية.

**كلمات المفتاح:** التفكير واستخلاص النتائج والقوانين من أمثلة حية، المنطق المضرب، التفكير واستخلاص النتائج والقوانين من أمثلة حية المضرب، الضعف الزلزالي، EMS 98، تقييم مؤشر الضعف.

## REMERCIEMENTS

*Mes remerciement vont tout premièrement à Dieu tout puissant pour la volonté, la santé et la patience, qu'il m'a donné durant toutes ces années d'études.*

Ainsi je dois remercier infiniment mon directeur de mémoire le **Dr. Hafidha Abed**, pour les précieux conseils, son soutien et son optimisme à tout crin. Mes remerciements lui sont surtout adressés pour son suivi continué tout le long de la réalisation de ce mémoire avec la compétence que chacun de nous lui reconnaît.

Je remercie vivement les membres du Jury qui ont accepté d'honorer ma soutenance.

Mes remerciements vont aussi à mes collègues de post- graduation Plus particulièrement, **FZ. Zahra, M.Arkam, Y.Chabane, MR.Sidmou** pour leurs inestimables contributions dans la réalisation de ce travail.

Je tiens à remercier vivement Mr Bensaïbi et Mr MENADI maître de conférences au département de génie civil pour leur aide appréciable dans la phase d'application de cette thèse.

Une thèse est une entreprise de longue haleine, souvent passionnante mais parfois aussi source de moments de découragement. C'est dans de tels instants que l'on apprécie d'autant plus le soutien de sa famille et de ses amis. Je tiens ici à les remercier vivement et leur prononcer ma gratitude : mon cher époux Mouloud, mes deux anges Mouatez Billeh et Mohamed Zoheir, à tous mes frères et sœurs plus particulièrement Tahar, Dalila et Hafida, à ma belle famille un à un plus particulièrement Safia, Djamila et Fahima, et à mes neveux et nièces surtout Adoula. Je n'oublie pas bien sur mes amis Thorya, Hayet Sadjia et Malek. Et l'aide la plus précieuse revient à ma défunte chère maman, que malgré son absence, m'a donnée tous le courage de continuer et d'aller vers l'avant pour toi maman un GRAND GRAND merci.

## **DEDICACE**

Je dédie ce mémoire à

Mes défunts parents,

Mon cher époux,

Mes deux adorables fils,

Mes frères et sœurs,

Mes neveux et nièces,

Ma belle famille,

Mes collègues de la promotion de post graduation

Et à mes amis

## TABLE DES MATIERES

**RESUME**

**REMERCIEMENTS**

**DEDICACE**

**TABLE DES MATIERES**

**LISTE DES FIGURES**

**LISTE DES TABLEAUX**

**LISTE DES EQUATIONS**

<b>INTRODUCTION .....</b>	<b>14</b>
<b>1. Introduction.....</b>	<b>14</b>
<b>2. Objectif du mémoire .....</b>	<b>16</b>
2.1. La gestion des imprécisions : .....	16
2.2. Gestion de l'incertitude.....	16
<b>3. Structure du mémoire .....</b>	<b>17</b>
<b>CHAPITRE 1 LE RAISONNEMENT A BASE DE CAS.....</b>	<b>19</b>
<b>1 . Introduction.....</b>	<b>19</b>
<b>2. Cycle du Raisonnement à Base de Cas (RBC) .....</b>	<b>19</b>
<b>3 . Concept de similarité .....</b>	<b>22</b>
3.1. Distance euclidienne Pondérée .....	22
3.2. Les distances de Hamming et Levenshtein.....	23
3.3. Principe des k-proches voisins.....	24
<b>4. Champs d'application du RBC.....</b>	<b>25</b>
<b>5. Avantages du RBC.....</b>	<b>26</b>
<b>6. Conclusion .....</b>	<b>27</b>
<b>CHAPITRE 2 LOGIQUE FLOUE .....</b>	<b>28</b>
<b>1. Introduction.....</b>	<b>28</b>
<b>2. Ensemble flou .....</b>	<b>29</b>
2.1. Utilité et définition.....	29
2.2. Opérations sur les ensembles flous .....	31
<b>3 .Variables linguistiques et valeurs numériques.....</b>	<b>35</b>

<b>4. Raisonnement approximatif.....</b>	<b>36</b>
4.1. Proposition floue.....	37
4.2. Règle floue.....	38
4.3. Opérateurs linguistiques.....	38
<b>5. Agrégation des règles floues.....</b>	<b>42</b>
<b>6. Fuzzification et Défuzzification.....</b>	<b>43</b>
6.1. Fuzzification.....	43
6.2. Defuzzification.....	43
<b>7. Conclusion.....</b>	<b>44</b>
<b>CHAPITRE 3 INTEGRATION DE LA LOGIQUE FLOUE DANS LE RBC.....</b>	<b>45</b>
<b>1. Introduction :.....</b>	<b>45</b>
<b>2. Représentation basée sur les ensembles flous de la connaissance de cas     « Fuzzification » :.....</b>	<b>46</b>
<b>3. Les attributs flous:.....</b>	<b>47</b>
<b>4. Concept des ensembles flous dans la mesure de la similarité:.....</b>	<b>49</b>
4.1. Etapes de calcul de similarité :.....	50
4.2. Calcul de la similarité floue entre les cas :.....	52
4.3. La technique des K-proches voisins flou.....	54
<b>5. Etat de l’art de l’intégration de la logique dans le RBC :.....</b>	<b>55</b>
5.1. Domaines d’application :.....	57
5.1.1. Web Mining « fouille de données web » :.....	57
5.1.2. Inférence Légale.....	59
5.1.3. Evaluation des propriétés :.....	61
5.1.4. Estimation des coûts de développement des logiciels.....	64
5.1.5. Prévision Météorologique:.....	66
5.2. Un briefing sur les autres travaux dans le domaine.....	66
<b>6. Conclusion.....</b>	<b>69</b>
<b>CHAPITRE 4 DOMAINE D’APPLICATION : « VULNERABILITE DES CONSTRUCTIONS AU SEISME ».....</b>	<b>70</b>
<b>1. Introduction.....</b>	<b>70</b>
<b>2. Notions de base.....</b>	<b>71</b>
2.1 Vulnérabilité sismique des ouvrages.....	72
2.2 Méthode d’estimation de la vulnérabilité sismique.....	73
2.2.1 Principe de la méthode de l’index de vulnérabilité.....	74



2.2.2 Les étapes de l'estimation de la vulnérabilité sismique.....	75
2.2.3 L'échelle macrosismique européenne EMS-98.....	79
<b>3. Approche adoptée pour l'estimation de la vulnérabilité.....</b>	<b>82</b>
3.1. Phase d'identification .....	82
3.2 Evaluation de la similarité .....	91
3.2.1 Similarité individuelle.....	92
3.2.2 Similarité globale.....	93
3.2.3 Phase d'adaptation .....	95
3.3. Phase de révision .....	95
3.4. Phase Retenir .....	96
<b>4. Conclusion .....</b>	<b>96</b>
<b>CHAPITRE 5 VALIDATION ET DISCUSSION DES RESULTATS.....</b>	<b>98</b>
<b>1. Introduction.....</b>	<b>98</b>
<b>2. Validation Empirique .....</b>	<b>98</b>
<b>3. Présentation du prototype <i>Vulnérabilité floue</i>.....</b>	<b>99</b>
3.1 Identification des constructions .....	99
3.2 Calcul de similarité et adaptation.....	103
3.3 Validation empirique .....	104
3.4 Vulnérabilité floue et la gestion des incertitudes :.....	107
<b>4. Conclusion .....</b>	<b>109</b>
<b>CONCLUSION .....</b>	<b>110</b>
<b>1. Travail Accompli.....</b>	<b>110</b>
<b>2. Perspectives .....</b>	<b>111</b>
<b>ANNEXE A</b>	
<b>ANNEXE B</b>	
<b>REFERENCES</b>	

## LISTE DES FIGURES

N°	Titre	Page
<b>1.1</b>	<b>Processus de la technique CBR</b>	<b>21</b>
<b>1.2</b>	<b>Les différents types des systèmes RBC</b>	<b>25</b>
<b>2.1</b>	<b>(a) Classification des personnes en trois ensembles selon la logique floue</b>	<b>29</b>
<b>2.1</b>	<b>(b) Classification des personnes en trois ensembles selon la logique floue</b>	<b>30</b>
<b>2.2</b>	<b>(a) Opérateur Min en tant que borne supérieur de tous les opérateurs T-norm</b>	<b>32</b>
<b>2.2</b>	<b>(b) Opérateur Max</b>	<b>32</b>
<b>2.3</b>	<b>Hauteur, Noyau, Support d'un ensemble flou</b>	<b>34</b>
<b>2.4</b>	<b>Un exemple d'une partition flou de cinq ensembles flous</b>	<b>35</b>
<b>2.5</b>	<b>Exemples de relations floues</b>	<b>36</b>
<b>2.6</b>	<b>Fuzzification</b>	<b>43</b>
<b>3.1</b>	<b>La fonction d'appartenance triangulaire</b>	<b>46</b>
<b>3.2</b>	<b>Système CBR flou</b>	<b>47</b>
<b>3.3</b>	<b>Fonctions d'appartenance pour les prix des voitures</b>	<b>48</b>
<b>3.4</b>	<b>Les fonctions d'appartenance floues des poids des termes</b>	<b>58</b>
<b>3.5</b>	<b>La fonction d'appartenance floue triangulaire de la valeur d'attribut fuzzifié</b>	<b>67</b>
<b>3.6</b>	<b>Méthode de calcul de similarité en utilisant les espaces de fonction</b>	<b>68</b>
<b>4.1</b>	<b>Un risque est une corrélation entre L'Aléa sur un site de la vulnérabilité de l'élément</b>	<b>72</b>
<b>4.2</b>	<b>Classes de vulnérabilité EMS-98</b>	<b>79</b>
<b>4.3</b>	<b>Fonctions d'appartenance de vulnérabilité pour les classes de vulnérabilité EMS 98.</b>	<b>80</b>
<b>4.4</b>	<b>Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre système de contreventement</b>	<b>84</b>
<b>4.5</b>	<b>Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre</b>	<b>85</b>

	<b>qualité du système de contreventement</b>	
<b>4.6</b>	<b>Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre capacité sismique</b>	<b>86</b>
<b>4.7</b>	<b>Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre Régularité en élévation</b>	<b>86</b>
<b>4.8</b>	<b>Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre Maintenance</b>	<b>87</b>
<b>4.9</b>	<b>Représentation graphique des classes de vulnérabilité de <math>\alpha</math></b>	<b>88</b>
<b>4.10</b>	<b>Processus de mesure de la similarité entre la vulnérabilité de deux constructions</b>	<b>91</b>
<b>5.1</b>	<b>Ecran de saisi des informations relatives aux éléments structuraux et non structuraux</b>	<b>101</b>
<b>5.2</b>	<b>Phase d'identification (précision de chaque paramètre avec son indice de vulnérabilité, sa classe, le degré d'appartenance à cette classe et son poids)</b>	<b>102</b>
<b>5.3</b>	<b>Exemple de fuzzification</b>	<b>102</b>
<b>5.4</b>	<b>Affichage des cas avec leur degré de similarité avec le cas courant et sa vulnérabilité estimé</b>	<b>104</b>
<b>5.5</b>	<b>Comparaison entre les estimations réelles et estimées</b>	<b>106</b>
<b>5.6</b>	<b>Graphe d'erreur</b>	<b>106</b>
<b>5.7</b>	<b>Exemples de situations où les erreurs de mesurage des attributs affectent (ou non) les estimations fournies par <i>Vulnérabilité floue</i></b>	<b>107</b>

## LISTE DES TABLEAUX

N°	Titre	Page
2.1	Exemples des opérateurs T-normes, S-normes et le complément	33
3.1	Valeurs de similarité des pages web	59
3.2	Appartenance et valeurs vagues des termes linguistiques	60
3.3	Calcul des mesures de similarité	64
4.1	Poids des paramètres	90
5.1	Comparaison du pourcentage de précision entre les différentes méthodes de calcul de la vulnérabilité sismique	105

## LISTE DES EQUATIONS

N°	Titre	Page
<b>1.1</b>	<b>Distance euclidienne pondérée</b>	<b>23</b>
<b>1.2</b>	<b>Similarité entre deux cas</b>	<b>23</b>
<b>1.3</b>	<b>Distance entre deux cas</b>	<b>23</b>
<b>2.1</b>	<b>La fonction d'appartenance d'un ensemble classique</b>	<b>29</b>
<b>2.2</b>	<b>Ensemble floue</b>	<b>30</b>
<b>2.3</b>	<b>Hauteur de A</b>	<b>33</b>
<b>2.4</b>	<b>Noyau de A</b>	<b>33</b>
<b>2.5</b>	<b>Support de A</b>	<b>33</b>
<b>2.6</b>	<b><math>\alpha</math>-coupe</b>	<b>34</b>
<b>2.7</b>	<b>Ensemble flou convexe</b>	<b>34</b>
<b>2.8</b>	<b>Partition floue</b>	<b>34</b>
<b>2.9</b>	<b>Implication de Mandani</b>	<b>38</b>
<b>2.10</b>	<b>Implication de Larsen</b>	<b>38</b>
<b>2.11</b>	<b>Implication de Lukasiewicz</b>	<b>38</b>
<b>2.12</b>	<b>Quantificateur Très</b>	<b>39</b>
<b>2.13</b>	<b>Quantificateur Plus au moins</b>	<b>39</b>
<b>2.14</b>	<b>Quantificateur Non</b>	<b>39</b>
<b>2.15</b>	<b>Quantificateur Hautement</b>	<b>39</b>
<b>2.16</b>	<b>Valeurs de vecteur de poids</b>	<b>41</b>
<b>2.17</b>	<b>Quantificateur linguistique</b>	<b>41</b>
<b>3.1</b>	<b>Centre de gravité</b>	<b>50</b>
<b>3.2</b>	<b>Degré de similarité</b>	<b>51</b>
<b>3.3</b>	<b>La similarité conceptuelle d'un élément</b>	<b>51</b>
<b>3.4</b>	<b>La distance entre les éléments pertinents</b>	<b>51</b>
<b>3.5</b>	<b>La similarité d'un cas donné</b>	<b>51</b>
<b>3.6</b>	<b>La similarité moyenne pondérée</b>	<b>51</b>
<b>3.7</b>	<b>Similarité entre deux quantités floues</b>	<b>53</b>

<b>3.8</b>	<b>Similarité entre une valeur précise et un intervalle</b>	<b>53</b>
<b>3.9</b>	<b>Similarité entre une valeur précise et une valeur floue</b>	<b>53</b>
<b>3.10</b>	<b>Similarité entre un intervalle et une valeur floue</b>	<b>54</b>
<b>3.11</b>	<b>Similarité entre deux valeurs floues</b>	<b>54</b>
<b>3.12</b>	<b>Fonction d'appartenance de l'algorithme du k-proches voisins flou</b>	<b>55</b>
<b>3.13</b>	<b>Fréquence d'occurrence</b>	<b>57</b>
<b>3.14</b>	<b>Fréquence inverse</b>	<b>57</b>
<b>3.15</b>	<b>Agrégation max-min</b>	<b>65</b>
<b>3.16</b>	<b>Agrégation som-produit</b>	<b>65</b>
<b>3.17</b>	<b>Agrégation min-max</b>	<b>65</b>
<b>3.18</b>	<b>Similarité globale</b>	<b>65</b>
<b>3.19</b>	<b>Formule d'adaptation</b>	<b>65</b>
<b>4.1</b>	<b>Indice de vulnérabilité</b>	<b>78</b>
<b>4.2</b>	<b>Agrégation max-min adaptée</b>	<b>93</b>
<b>4.3</b>	<b>Agrégation som-produit adaptée</b>	<b>93</b>
<b>4.4</b>	<b>Similarité globale formelle adaptée</b>	<b>94</b>
<b>4.5</b>	<b>Implémentation de la similarité globale formelle par l'opérateur OWA</b>	<b>94</b>
<b>4.6</b>	<b>Formule d'adaptation modifiée</b>	<b>95</b>
<b>5.1</b>	<b>Taux d'erreur d'estimation</b>	<b>105</b>

# INTRODUCTION

## 1. Introduction

Dans toute organisation ou métier, les gens sont confrontés, quotidiennement, à des problèmes ou des situations auxquels ils doivent apporter des solutions, les meilleurs possibles. Pour ce faire, ils doivent avoir le maximum d'informations sur le problème ou la situation, et puiser, surtout, dans leurs expériences, savoir et savoir-faire. Plusieurs approches ont été proposées pour implémenter cet état de fait dans une machine et permettre à celle-ci de trouver des solutions à des problèmes, en lui fournissant les connaissances nécessaires. Parmi ces approches, le raisonnement à base de cas (RBC) semble le plus proche du raisonnement humain et le plus utilisé dans la vie courante. Il repose, d'après DAVID LEAKE [1] sur deux conditions essentielles : la similarité des problèmes et la récurrence, et trouve ses origines dans les travaux sur la mémoire dynamique de SCHANK [2] qui s'intéressaient particulièrement au rôle joué par la remémoration d'expériences passées dans les processus d'apprentissage et de résolution de problèmes, et du raisonnement par analogie dont il est considéré comme un cas particulier.

L'ensemble de ces expériences forme une base de cas. Typiquement un cas contient au moins deux parties : une description de situation représentant un problème et une solution utilisée pour remédier à cette situation [1].

Le raisonnement par analogie ou le raisonnement à base de cas (RBC) est une technique prometteuse. En effet, elle peut être utilisée lorsqu'on a peu de connaissances et d'informations sur le problème à résoudre et pour lequel une solution optimale est a priori inconnue. Le raisonnement par analogie consiste en l'utilisation d'un historique de données afin de fournir une solution au problème étudié (SHANK, 1982; GENTNER, 1983; AHA, 1991; AAMODT ET PLAZA, 1994; KOLODNER, 1993; LEAKE, 1996).

Dans la plupart des cas on trouve que les connaissances représentées dans un RBC sont linguistiques, imprécises, incertaines et vagues. La tolérance de l'imprécision et de

l'incertitude avec ce type de connaissances s'avère nécessaire. Cette fonctionnalité est assurée en utilisant la puissance des outils de la logique floue. En effet, l'intérêt de la logique floue réside dans son aptitude à manipuler des grandeurs imprécises utilisées notamment dans le langage humain. L'intégration de ces outils dans le processus du raisonnement à base de cas, pourrait remédier aux limites observées dans les différents types de RBC classiques.

Nous préconisons dans ce mémoire d'intégrer la logique floue dans le RBC et afin de valider cela, nous l'avons appliqué dans le domaine de la vulnérabilité des constructions. En effet, nous proposons dans ce mémoire un système qui sera référé ***Vulnérabilité floue*** intégrant la logique floue comme outil de représentation des valeurs linguistiques des paramètres d'estimation de la vulnérabilité sismique.

Ce système puisera sa puissance aussi dans l'utilisation du raisonnement à base de cas. Cette technique lui permettra d'estimer la vulnérabilité en utilisant les retours d'expériences représentés sous forme d'une bibliothèque de cas.



## 2. Objectif du mémoire

Dans cette thèse, nous proposons un modèle d'estimation de la vulnérabilité sismique qui s'inspire du raisonnement par analogie chez les humains.

Ce modèle permettra l'estimation de la vulnérabilité sismique d'une construction, pour cela on utilisera le RBC flou, ce dernier permettra :

### 2.1. La gestion des imprécisions :

La vulnérabilité sismique d'une construction est évaluée en estimant l'influence de chaque paramètre la constituant sur la réponse sismique.

Cette influence sera estimée en affectant des indices de vulnérabilité à chaque paramètre. Cet indice n'est qu'un score affecté, ce score permettra de classer chaque paramètre dans l'une des trois classes de vulnérabilité (A: vulnérabilité faible, B: vulnérabilité moyenne, C: vulnérabilité élevée). Notre système prévoit d'intégrer la logique floue dans la représentation de ce score en tolérant l'imprécision, ce dernier sera représenté par des valeurs linguistiques.

Chaque paramètre devrait appartenir à une classe avec un degré d'appartenance. Par conséquent, il permet de modéliser convenablement la partialité dans l'appartenance à la valeur linguistique associée.

*Vulnérabilité floue* permettra aussi de comparer une nouvelle construction à un ensemble de cas historique en évaluant une mesure de similarité. La similarité sera calculée en utilisant des techniques d'agrégation floue (max-min) et des quantificateurs linguistiques monotones croissants (RIM).

### 2.2. Gestion de l'incertitude

L'incertitude est aussi prise en charge par notre système, en se basant sur l'affirmation non-déterministe de base du raisonnement par analogie (RBC), que si deux constructions sont similaires alors il y a possibilité qu'elles aient le même degré de vulnérabilité [3]. L'incertitude a été intégrée dans la phase d'adaptation.

### 3. Structure du mémoire

Le présent document est constitué de cinq chapitres. Dans le premier chapitre nous présentons la technique du raisonnement à base de cas, on commencera par décrire le processus du RBC et les principales méthodes de calcul de similarité et on terminera en citant les différents avantages du RBC.

Dans le second chapitre, nous présentons les concepts de base de la logique floue: Ensemble flou, Proposition floue, Règle floue, Implication floue, Agrégation floue, Opérateurs linguistiques et les quantificateurs linguistiques flous. Ce sont ces concepts que nous utiliserons pour la tolérance des imprécisions tout au long du processus d'estimation dans *Vulnérabilité floue*.

Le troisième chapitre traite de l'intégration de la logique floue dans le RBC. En premier temps on indiquera comment la logique floue fut introduite dans les principales phases du processus du RBC : Représentation des attributs et calcul de similarité. Ensuite on citera les différents domaines d'application d'un RBC flou. On terminera par une synthèse sur les travaux de recherches du RBC flou ayant comme objectif une meilleure représentation des attributs dans un RBC flou, et la recherche d'une mesure de similarité permettant la comparaison entre deux ensembles flous.

Nous présentons en premier lieu dans le quatrième chapitre, les concepts de base de la vulnérabilité sismique : différentes définitions de la vulnérabilité et la méthode d'estimation de la vulnérabilité par l'index. En second lieu, nous illustrons l'utilité de la logique floue dans l'estimation de la vulnérabilité en présentant la méthode **Echelle macrosismique européenne (EMS 98)**. Nous terminons le chapitre par la présentation de l'approche adoptée pour l'estimation de la vulnérabilité sismique. Cette dernière est principalement constituée de trois phases : Phase d'identification, Calcul de similarité et la phase d'adaptation. Dans chaque phase on montrera comment la tolérance de l'imprécision a été prise en charge, pour cela il fut nécessaire d'utiliser les outils de la logique floue.

Dans le cinquième et dernier chapitre, nous avons essayé de valider l'approche adoptée dans le chapitre précédent et ceci en développant une application qui permettra de réaliser notre système *vulnérabilité floue*, la validation consiste à comparer les conclusions obtenues par les experts et les résultats de notre système en calculant un taux d'erreur.

La conclusion dresse un bilan général sur les recherches entreprises dans ce domaine et notre modeste contribution dans ces recherches et enfin les perspectives attendues pour compléter ce travail.

# CHAPITRE 1

## LE RAISONNEMENT A BASE DE CAS

### 1 . Introduction

L'intelligence artificielle (IA) a vu le jour au début des années 50, son objectif est de développer des systèmes *intelligents* capables d'imiter certaines capacités des humains reconnues par tous comme étant des caractéristiques fondamentales de l'intelligence. L'IA a accordé un intérêt particulier au raisonnement et en particulier au raisonnement à base de cas.

Le raisonnement à base de cas (RBC) diffère à bien des égards des autres approches de l'intelligence artificielle. Au lieu d'exploiter la connaissance générale d'un domaine, le RBC vise à utiliser la connaissance spécifique et pragmatique des problèmes précédemment expérimentés (les cas). Un nouveau problème est résolu en trouvant un cas passé semblable et en le réutilisant dans la nouvelle situation. Le RBC est, de plus, une approche progressive, évolutive puisqu'une nouvelle expérience est conservée chaque fois qu'un problème a été résolu, la rendant immédiatement disponible pour des problèmes futurs.

Le raisonnement à base de cas est un processus qui semble très naturel et il est bien évidemment souvent employé pour résoudre des problèmes de la vie courante [4]. On peut ici faire deux observations qui, bien qu'évidentes, légitiment l'utilisation du RBC [4] :

- Les problèmes similaires ont des solutions similaires
- On se retrouve souvent face à un problème que l'on a déjà rencontré.

### 2. Cycle du Raisonnement à Base de Cas (RBC)

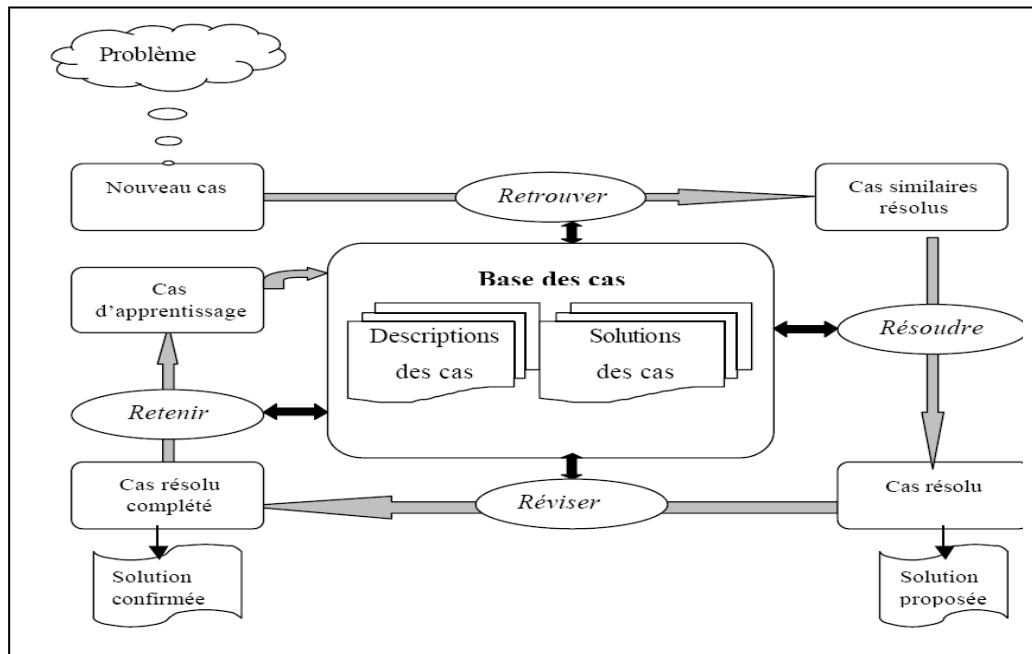
Le raisonnement par analogie ou le raisonnement à base de cas en Intelligence Artificielle n'a pas eu le même intérêt que celui accordé aux autres formes de raisonnement telles que le raisonnement formel, le raisonnement par réseaux de neurones et celui par les arbres de

décision [4]. En effet, il n'a pas été formalisé rigoureusement et par conséquent, il est resté marginal. Ce n'est que récemment (Début des années 90) qu'une version simplifiée du raisonnement par analogie a été mise au point sous forme d'un raisonnement à base de cas (RBC).

En effet, le raisonnement à base de cas se limite seulement aux problèmes d'un même domaine alors que le raisonnement par analogie peut être utilisé pour résoudre un problème relevant d'un domaine en se référant à la solution d'un autre problème similaire de domaine différent. La technique RBC se base sur l'hypothèse que la résolution d'un problème consiste en l'accès à des informations mémorisées lors d'expériences précédentes en vue d'une exploitation ultérieure. Elle retrouve ses origines dans les travaux de Schank sur la mémoire dynamique et ceux de GENTNER sur le raisonnement par analogie [2] [5].

Depuis, la technique RBC a été développée simultanément par plusieurs groupes de recherche en Amérique et en Europe ([6] [7] [8] [9]). En général, le processus de la technique RBC est composé de quatre étapes [6] :

- 1- Retrouver les cas similaires au cas étudié
- 2- Utiliser les cas similaires retrouvés pour proposer une solution au problème ;
- 3- Réviser la solution proposée;
- 4- Retenir les éléments de cette expérience (cas + solution) qui serviront à la résolution des problèmes futurs.



**Figure 1.1 : Processus de la technique RBC [6].**

Le processus de résolution d'un problème par la technique RBC commence par la description et par la représentation de ce problème en tant qu'un nouveau cas (Figure 1.1). En général, un cas est représenté par une structure décrivant son contenu et sauvegardé de façon à le retrouver facilement dans la phase de recherche des cas similaires déjà résolus: phase *Retrouver*.

Cette phase consiste à évaluer la similarité entre le nouveau cas et tous les cas déjà résolus (base de cas) en utilisant des mesures de similarité prédéfinies. Ensuite, on choisit le(s) cas le(s) plus similaire(s) au nouveau cas. Ce sont ces cas qui seront utilisés dans la phase *Résoudre* pour proposer une solution au nouveau problème (solution proposée).

Cette solution pourra être, par exemple, identique à celle adoptée dans la situation du cas le plus similaire au nouveau cas ou bien une solution modifiée dépendamment des différences entre les deux cas et des connaissances générales sur le domaine du problème.

Dans le cas où la solution est modifiée, le processus RBC fait appel à une sous phase à *Résoudre* qui est nommée *Adaptation*.

Plusieurs techniques existent pour adapter la solution trouvée, il y a celles qui mettent à jour la solution en ajoutant ou en supprimant des éléments de la solution (adaptation transformationnelle), ou d'autres qui combinent les solutions de plusieurs cas sources pour produire la solution du nouveau problème (adaptation compositionnelle).

La phase *Réviser* consiste à évaluer la solution proposée émanant de la phase *Résoudre* et à lui apporter, quand c'est nécessaire, les modifications adéquates afin qu'elle soit adaptée au problème traité.

L'évaluation de la solution proposée se fait en l'appliquant concrètement au problème dans le monde réel et en examinant les résultats obtenus par cette application. Si ces résultats ne sont pas satisfaisants, les causes doivent être identifiées afin de modifier la solution précédemment proposée pour qu'elle réponde, la prochaine fois, aux critères d'évaluation (solution confirmée). La dernière phase *Retenir* consiste à utiliser les résultats des trois phases précédentes comme des sources d'apprentissage dans la technique RBC.

En effet, son rôle est de décider des modifications qu'il faut apporter à la base de cas afin d'améliorer la performance du processus RBC. Par exemple: Quels sont les éléments pertinents à retenir du nouveau cas résolu afin de les ajouter dans la base de cas? Quel est l'impact de cet ajout sur les autres cas déjà présents dans la base?

### 3 . Concept de similarité

Dans le RBC, le calcul de la similarité devient une issue importante dans le processus de recherche de cas. L'efficacité d'une mesure de similarité est déterminée par l'utilité d'un cas recherché dans la résolution d'un nouveau problème. Il y a deux principales approches pour retrouver les cas [10]. La première est basée sur le calcul de la distance entre les cas, où le cas le plus similaire est déterminé par l'évaluation d'une mesure de similarité (c.-à-d., une métrique). La deuxième approche est liée plus aux structures représentatives/indexation des cas. La structure d'indexation peut être parcourue pour rechercher un cas similaire. On décrit après les concepts de base et les dispositifs de certaines des mesures de distance (1<sup>ère</sup> approche) utilisées à cet égard.

#### 3.1. Distance euclidienne Pondérée

Le type le plus connu des mesures de distances est basé sur l'emplacement des objets dans l'espace euclidien (c-à-d un ensemble ordonné des nombres réels) [10].

La distance euclidienne pondérée entre deux cas peut être exprimée comme suit. Considérons  $CB=\{e_1, e_2, \dots, e_N\}$  qui dénote une librairie de cas ayant N cas. Chaque cas peut être identifié par un index des attributs correspondants. En plus chaque cas a une

action associée. Plus formellement, On utilise une collection d'attributs  $\{F_j=(j=1\dots\dots\dots n)\}$  pour indexer les cas et V la variable représentant l'action.

Le cas dans une librairie peut être représenté par un vecteur de dimension  $(n+1)$ ,  $e_i=(x_{i1},x_{i2},\dots\dots\dots x_{in},\theta_i)$  ou  $x_{ij}$  correspond à la valeur de l'attribut  $F_j(1\leq j\leq n)$  et  $\theta_i$  correspond à la valeur de l'action V  $(i=1,2,\dots\dots\dots N)$ .

Il est supposé que pour chaque attribut  $F_j(1\leq j\leq n)$ , un poids  $w_j$  ( $w_j \in [0,1]$ ), a été assigné au  $j^{\text{ième}}$  attribut. La distance euclidienne pondérée entre 2 cas  $e_p$  et  $e_q$  quelconque est calculée comme suit [10]:

$$d_{pq}^{(w)}=d^{(w)}(e_p,e_q)=\left[\sum_{j=1}^n w_j^2 (x_{pj} - x_{qj})^2\right]^{1/2} = \left(\sum_{j=1}^n w_j^2 \mathbf{x}_j^2\right)^{1/2} \quad (1.1)$$

Utilisant la distance pondérée, la mesure de similarité entre deux cas,  $S_{pq}^{(w)}$  peut être définie comme suit :

$$SM_{pq}^{(w)} = \frac{1}{1 + \alpha d_{pq}^{(w)}} \quad (1.2)$$

Ou  $\alpha$  est une constante positive.

Pour les attributs numériques et non numériques, quelques formules typiques pour la mesure de similarité peuvent être utilisées, comme ce qui suit :

- $\rho_j(a,b)=|a-b|$  Si a et b sont des nombres réels.
- $\rho_j(A,B)=\max_{a\in A,b\in B} |a-b|$  Si A et B sont des intervalles
- $\rho_j(a,b)=\begin{cases} 0 & \text{si } a\neq b \\ 1 & \text{si } a=b \end{cases}$  Si a et b sont des attributs qualitatifs (distance d'égalité)

Dans ces circonstances, la distance entre deux cas  $e_p$  et  $e_q$  peut être calculée par :

$$d_{pq}^w = \sqrt{\sum_{j=1}^n w_j^2 \rho_j^2(e_{pj}, e_{qj})} \quad (1.3)$$

### 3.2. Les distances de Hamming et Levenshtein

Une fonction (ou un algorithme) est utilisée pour calculer la distance de Hamming entre le cas cible et les cas de la bibliothèque (base de cas). Le cas ayant la distance de Hamming la plus petite est sélectionné comme étant le cas le plus similaire au cas cible.



Dans beaucoup d'applications la distance de Hamming est représentée par un graphe d'espace d'état, et le calcul de la distance fait appel au parcours de l'algorithme des arcs et des nœuds de ce graphe [10].

La distance Levenshtein est une mesure de similarité entre deux chaînes et est définie par le nombre de suppressions, d'insertions, ou de substitutions exigées pour transformer la chaîne source en une chaîne cible [10].

Plusieurs autres métriques de similarité sont aussi proposées. Ceux-ci prennent en considération différentes comparaisons d'attributs, comme le nombre consécutifs de correspondance [11], le degré d'associations normalisées entre attributs [12], les cas typiques [13], la pertinence de certains attributs entre le cas courant et le cas sauvegardé [14], le degré de similarité dans les fonctions d'appartenance entre attributs [15], les similarités structurelles [16], les similarités basées sur les classes hiérarchiques orientées objet [17], et les mesures de similarité floues supervisées et non supervisées [18].

A la fin du processus de calcul de similarité, il faudrait définir le nombre de cas à sélectionner dans la bibliothèque, la méthode la plus utilisée pour cela est le principe des k-proches voisins.

### 3.3. Principe des k-proches voisins

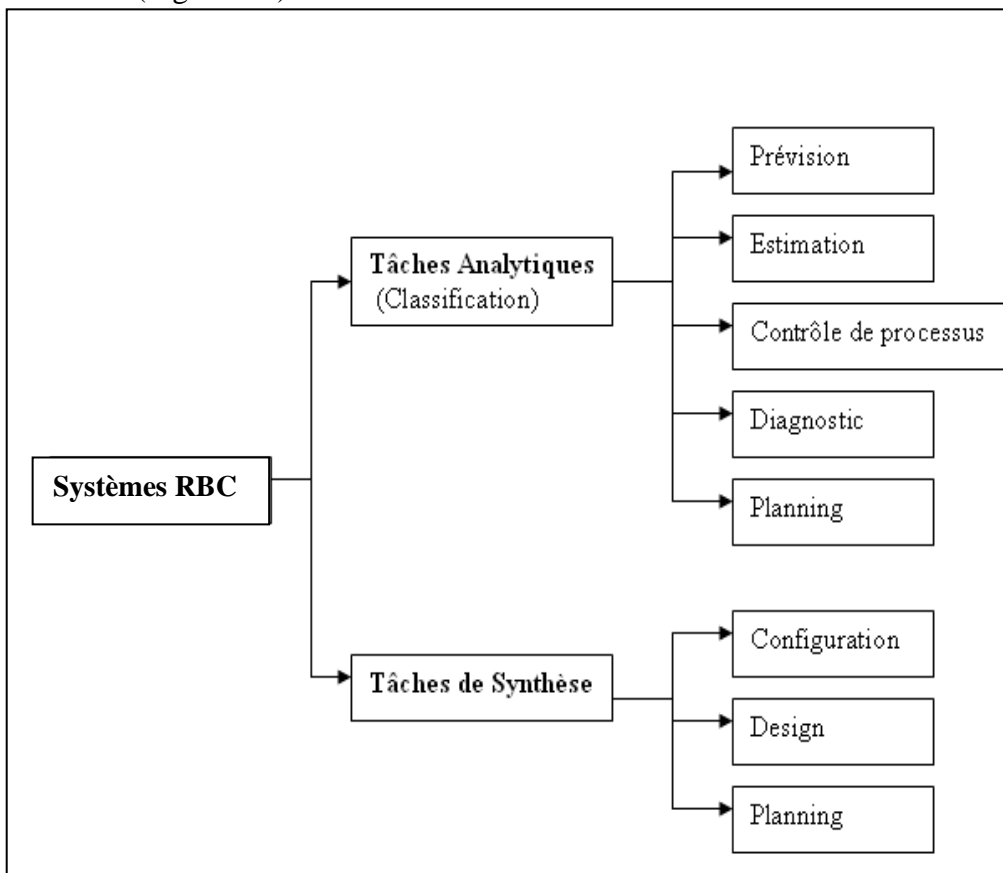
Le principe des k-proches voisins consiste à la recherche des k-proches cas au cas courant en utilisant la mesure de distance (comme la distance euclidienne ; voir l'équation (1.1)) et aussi la sélection de la classe de la majorité de ces k-cas comme étant la plus pertinente. En d'autres termes, pour la classification du cas courant, la confiance de chaque classe est calculée par  $m_i/k$ , ou  $m_i$  est le nombre de cas parmi les k-proches cas qui appartiennent à la classe  $i$ . La classe ayant la confiance la plus élevée est alors assignée au cas courant. Habituellement, pour améliorer les chances d'une prise de décision correcte pour les cas présents qui sont proches des limites entre deux classes, le seuil  $\beta$  est placé de sorte qu'au moins  $\beta$  parmi les k proches voisins doit convenir à la classification.

Bien que l'algorithme des K-plus proches voisins soit simple, il souffre de plusieurs inconvénients : lorsque le nombre de dimensions des attributs et le nombre de cas dans la base de cas est large, le calcul requis pour la classification est énorme [19] [20].

Le RBC a été utilisé dans plusieurs disciplines de l'IA, dans le paragraphe suivant nous allons présenter les différents champs d'application du RBC.

#### 4. Champs d'application du RBC

JANET KOLODNER [1] différencie les applications du RBC en deux groupes : Les applications ayant des tâches analytiques et celles ayant des tâches de synthèse. Pour les premières, il s'agit de décider si une nouvelle situation peut ou ne peut être traitée comme les anciennes situations en se basant sur les similarités qui existent entre elles [1]. Pour les secondes, il s'agit de construire une nouvelle solution à partir des solutions des anciens cas (Figure 1.2).



**Figure 1.2 : Les différents types des systèmes RBC [1]**

Ainsi, les applications ayant des tâches analytiques sont :

- a. Le diagnostic, tel que le diagnostic médical ou celui des pannes d'équipements.
- b. La prévision, tel que la prévision des pannes ou la prévision météo.
- c. L'estimation, telle que l'estimation des risques ou de coûts.

d. Le contrôle de processus.

e. Le planning (ex : plans de voyage ou planning de travail)

Les applications de synthèse se subdivisent en :

- La configuration des objets pour satisfaire les exigences des utilisateurs (ex : Configuration de micro-ordinateur).
- Le design (ex : création d'un nouveau produit en adaptant les éléments des anciens produits).
- Planning (ex : création de nouveaux plans à partir d'anciens).

## 5. Avantages du RBC

La technique du RBC présente, en plus de sa plausibilité psychologique (car elle est une forme simplifiée du raisonnement par analogie), plusieurs avantages sur les autres techniques couramment utilisées [4] :

- 1- Elle est facile à expliquer,
- 2- Elle peut modéliser les relations complexes existantes l'affectant,
- 3- Elle peut être utilisée dans le cas où on a peu de connaissances sur le problème étudié contrairement au cas des systèmes à base de règles,
- 4- Elle utilise la connaissance dans sa forme *brute* contrairement au cas des systèmes à base de règles où la connaissance doit être encodée dans des règles (ce processus d'encodage n'est pas souvent facile),
- 5- Elle peut être utilisée dans le cas où une solution optimale du problème n'est pas évidente,
- 6- Elle généralise plusieurs types de modélisation en intelligence artificielle:
  - a. Cas d'un arbre de régression
  - b. Cas de certains réseaux de neurones (Perceptron simple, Réseau de Kohonen, *Radial Basis Function Network*, Réseau de Hopfield).

## 6. Conclusion

Dans ce chapitre on a introduit les principes de base du raisonnement à base de cas entre autre, le cycle du RBC (Retrouver, Utiliser, Réviser, Retenir) et les mesures de similarités les plus connus et en conclusion on a énuméré les champs d'application et les avantages du RBC.

Dans le chapitre suivant on présentera les outils de base de la logique floue. Nous mettrons l'accent surtout sur ceux qui seront utilisés dans notre système.

## CHAPITRE 2 LOGIQUE FLOUE

### 1. Introduction

L'homme perçoit, raisonne, imagine et décide à partir de modèles ou de représentations. Sa pensée n'est pas binaire. L'idée de la logique floue est de "capturer" l'imprécision de la pensée humaine et de l'exprimer avec des outils mathématiques appropriés [21].

La logique floue propose des modes de raisonnement approximatifs plutôt qu'exactes. C'est principalement le mode de raisonnement utilisé dans la plupart des cas par les humains [4].

Le concept de logique floue vient de la constatation que la variable booléenne, qui ne peut prendre que deux valeurs (vrai ou faux) est mal adaptée à la représentation de la plupart des phénomènes courants. Alors que la logique classique considère qu'une proposition est soit vraie soit fausse, la logique floue distingue une infinité de valeurs de vérité (entre 0 et 1) [22].

La logique floue est aussi appelée "logique linguistique" car ses valeurs de vérité sont des mots du langage courant : "plutôt vrai, presque faux...". Cette valeur de vérité dépend du prédicat ! En clair, la logique floue n'est surtout pas une logique imprécise mais bien une logique qui s'adapte à l'être humain en laissant une place entre la certitude du vrai et la certitude du faux.

Dans les sections suivantes de ce chapitre, nous présentons les principaux concepts de la logique floue.

## 2. Ensemble flou

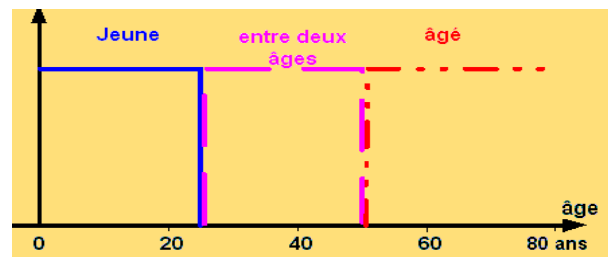
### 2.1. Utilité et définition

Selon ZADEH, la logique floue est la théorie des ensembles flous [23]. La théorie des ensembles flous est une théorie mathématique dont l'objectif principal est la modélisation des notions vagues et incertaines du langage naturel. Ainsi, elle évite les inadéquations de la théorie des ensembles classiques quant au traitement de ce genre de connaissances. La caractéristique fondamentale d'un ensemble classique est la frontière abrupte entre deux catégories d'éléments: ceux qui appartiennent à l'ensemble et ceux qui n'appartiennent pas à cet ensemble; ils appartiennent plutôt à son complémentaire. La relation d'appartenance est représentée dans ce cas par une fonction  $\mu$  qui prend des valeurs de vérité dans la paire  $\{0, 1\}$ . Ainsi, la fonction d'appartenance d'un ensemble classique  $A$  est définie par

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases} \quad (2.1)$$

Cela signifie qu'un élément  $x$  est soit dans  $A$  ( $\mu_A(x) = 1$ ) ou non ( $\mu_A(x) = 0$ ). Or dans plusieurs situations, il est parfois ambigu que  $x$  appartienne ou non à  $A$ .

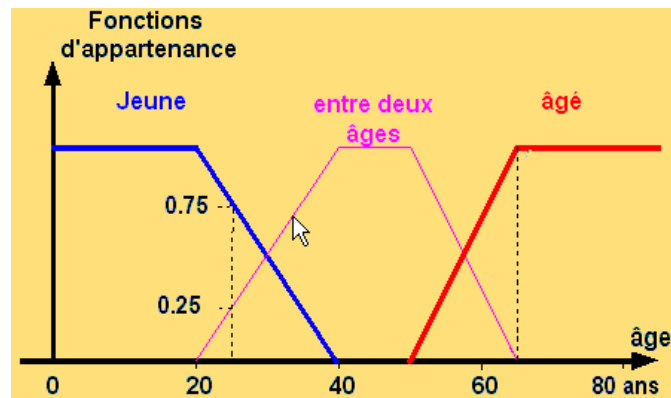
Par exemple la classification des personnes en trois ensembles «jeune», «entre deux âges», «âgé». Selon la logique classique, qui n'admet pour les variables que les deux valeurs 0 et 1, une telle classification pourrait se faire comme le montre la figure 2.1. Toutes les personnes âgées de moins de 25 ans sont alors considérées des jeunes et toutes les personnes âgées de plus de 50 ans comme des vieux.



**Figure 2.1.a : Classification des personnes en trois ensembles selon la logique classique [22]**

Cependant, une telle logique de classification n'est même pas logique. Pourquoi une personne, lorsqu'elle a eu 50 ans, doit-elle être considérée comme appartenant à l'ensemble âgé? En réalité, un tel passage se fait progressivement et individuellement.

La logique floue, dont les variables peuvent prendre n'importe quelles valeurs entre 0 et 1, permet de tenir compte de cette réalité. Les limites ne varient pas soudainement, mais progressivement. La figure 2.1.b montre une classification possible pour l'exemple précédent, cette fois-ci à l'aide de la logique floue. Ainsi une personne de 25 ans appartient à l'ensemble «jeune» avec une valeur  $\mu=0.75$  de la fonction d'appartenance et à l'ensemble «entre deux âges» avec  $\mu=0.25$ . Par contre une personne âgée de 65 ans appartient avec une valeur  $\mu=1$  de la fonction d'appartenance à l'ensemble «âgé».



**Figure 2.1 b : Classification des personnes en trois ensembles selon la logique floue [22]**

$\mu_A(x)$ , associée à l'ensemble  $A$  représentant les personnes âgées.  $\mu_A(x)$  indique la valeur de vérité de la proposition *une personne est âgée*. Si  $\mu_A(x)$  est égal à 1 alors il est sûr et certain que  $x$  est dans  $A$ ;  $\mu_A(x)$  est égal à 0 implique que sûr et certain  $x$  n'appartient pas à  $A$ ;  $\mu_A(x)$  est strictement entre 0 et 1 implique que  $x$  appartient à  $A$  avec un degré de vérité égal à  $\mu_A(x)$ .  $A$  est donc l'ensemble flou associé à la valeur linguistique âgée.  $A$  sera noté par:

$$A = \int_x \mu_A(x) / x \quad (2.2)$$

Où  $\mu_A(x)$  est la fonction d'appartenance à  $A$  et  $X$  est l'ensemble de toutes les valeurs possibles de  $x$ : l'univers de discours de  $x$  (l'ensemble des réels  $\mathbb{R}$  dans la plupart des cas).

En général, un ensemble flou est utilisé pour modéliser l'incertitude et les imprécisions dans la connaissance [24] :

1- Incertitude: la fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$  est utilisée pour indiquer le degré de vérité de la proposition  $x \text{ est } A$ . Dans ce cas, on connaît la valeur de  $x$  mais on ne connaît pas à quel ensemble elle appartient; en effet  $x$  peut appartenir à plusieurs ensembles avec différents (ou mêmes) degrés d'appartenance. L'ensemble flou modélise alors ici l'aspect *incertain* de la connaissance.

2- Imprécision: la fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$  est une distribution de possibilité dans l'espace de toutes les valeurs possibles de  $x$ . Dans ce cas, on connaît l'ensemble (ou les ensembles) auquel appartient  $x$  mais on ne connaît pas la valeur exacte de  $x$ ;  $\mu_A(x')$  représente la possibilité pour que  $x=x'$ . L'ensemble flou modélise alors ici l'aspect *imprécis* de la connaissance.

## 2.2. Opérations sur les ensembles flous

Comme dans le cas des ensembles classiques, plusieurs opérations sont possibles sur les ensembles flous tels que l'intersection, l'union et le complément. On retrouve donc dans la littérature une multitude de définitions des opérateurs implémentant ces opérations (Tab. 2.1).

Par exemple, l'opération d'intersection est implémentée par les opérateurs du type *T-norms* (*Triangular norms*); l'opération d'union est implémentée par des opérateurs du type *conorms* (*Triangular conorms*). Une fonction de  $[0,1]*[0,1]$  vers  $[0,1]$  est dite *T-norm* si elle satisfait les quatre critères suivants [25] :

- |   |                            |
|---|----------------------------|
| 4. T-1: $T(a, 1) = a$                                 | T a comme élément neutre 1 |
| 5. T-2: $T(a, b) \in T(c,d)$ si $a \in c$ , $b \in d$ | T est monotone             |
| 6. T-3: $T(a,b) = T(b,a)$                             | T est commutative          |
| 7. T-4: $T(T(a,b),c) = T(a,T(b,c))$                   | T est associative          |

Un exemple d'une fonction *T-norm* est la fonction  $f(a,b)=\min(a,b)$ ; Figure 2.2a). D'ailleurs, toute fonction  $f$  du type *T-norm* satisfait la condition suivante:

$$f(a,b) \in \min(a,b)$$



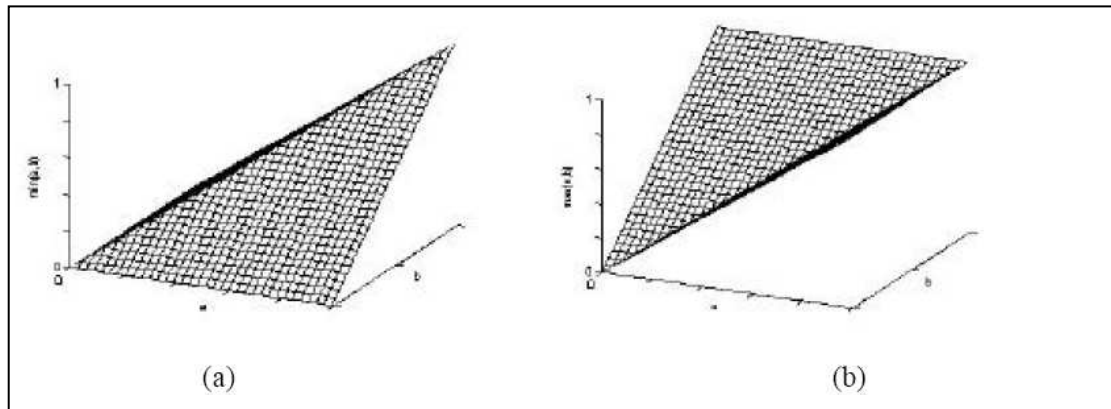
Une fonction de  $[0,1] \times [0,1]$  vers  $[0,1]$  est dite *T-conorm* (ou *S-norm*) si, en plus des trois critères T-2, T-3 et T-4, elle satisfait la condition suivante:

S-1:  $S(a,0) = a$       S a comme élément neutre 0

Un exemple d'une fonction *T-conorm* est la fonction  $f(a,b) = \max(a,b)$  (Figure 2.2b). D'ailleurs, toute fonction  $f$  du type *T-conorm* satisfait la condition suivante:  $\max(a,b) \in f(a,b)$

Un opérateur qui définit le complément d'un ensemble flou A,  $C(A)$ , doit vérifier les conditions suivantes [25] :

- C-1  $C(0) = 1$
- C-2  $C(a) < C(b)$       quand  $a > b$
- C-3  $C(C(a)) = a$       Involution



**Figure 2.2 (a) :** Opérateur *min* en tant que borne supérieure de tous les opérateurs *T-norm*.

**Figure 2.2 (b) :** Opérateur *max* en tant que borne inférieure de tous les opérateurs *T-conorm* [25].

**Tableau 2.1 : Exemples des opérateurs *T-norms*, *S-norms* et le complément[26]**

Références	T(a,b)	S(a,b)	C(a)
Zadeh, 1973	min (a,b)	max (a,b)	1-a
Lukasiewicz, 1976	max (a+b-1,0)	min (a+b-1,0)	Sugeno, 1977
Bandler et Kohout, 1980	Ab	a+b-ab	$\frac{1-a}{1+\lambda a}, \lambda > 0$
Hamacher, 1978	$ab/(\gamma+(1-\gamma); a+b-ab), \gamma \geq 0$	$(a+b-(2-\gamma)ab)/(1-(1-\gamma)ab), \gamma \geq 0$	Yager, 1980
Weber, 1983	a si b=1 b si a=1 0 sinon	a si b=0 b si a=0 1 sinon	$\sqrt[p]{1-a^p}, p > 0$

Dans cette section, nous présentons quelques propriétés des ensembles flous [27] que nous utiliserons dans le chapitre 4.  $A$  désigne un ensemble flou,  $X$  est son univers de discours et  $\mu$  est sa fonction d'appartenance :

- Hauteur d'un ensemble flou: La hauteur de  $A$ ,  $hgt(A)$ , est définie par :

$$hgt(A) = \sup_{x \in X} \mu_A(x) \quad (2.3)$$

$hgt(A)$  représente le degré le plus élevé d'appartenance à  $A$ . Un ensemble flou  $A$  est dit *normal* si  $hgt(A)=1$ .

- Noyau d'un ensemble flou: Le noyau de  $A$ ,  $core(A)$ , est défini par:

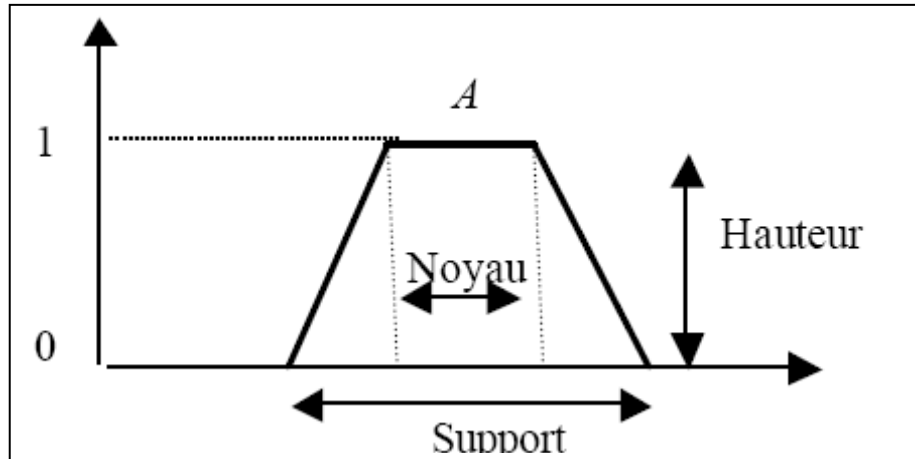
$$Core(A) = \{x \in X / \mu(x) = 1\} \quad (2.4)$$

Le  $core(A)$  contient tous les éléments qui appartiennent sûr et certain à  $A$  (leurs degrés d'appartenance sont égaux à 1) .

- Support d'un ensemble flou : Le support de  $A$ ,  $supp(A)$ , est défini par :

$$Supp(A) = \{x \in X / \mu(x) > 0\} \quad (2.5)$$

Le  $supp(A)$  contient tous les éléments qui appartiennent à  $A$  avec des degrés strictement supérieurs à 0 (appartenance partielle ou complète).



**La Figure 2.3 : Hauteur, Noyau et support d'un ensemble flou.**

- Le  $\alpha$ -cut d'un ensemble flou : Le  $\alpha$ -cut( $A$ ), est défini par:

$$\alpha - cut(A) = \{x \in X / \mu_A(x) \geq \alpha \} \quad (2.6)$$

Le  $\alpha$ -cut( $A$ ) contient tous les éléments qui appartiennent à  $A$  avec des degrés d'appartenance supérieurs ou égaux à  $\alpha$ . De la même façon, le  $\alpha$ -cut-strict( $A$ ) est défini en remplaçant  $\mu_A(x) \geq \alpha$  par  $\mu_A(x) > \alpha$  dans l'équation 2.6. Ainsi, on peut noter que:

$$Core(A) = 1 - cut(A)$$

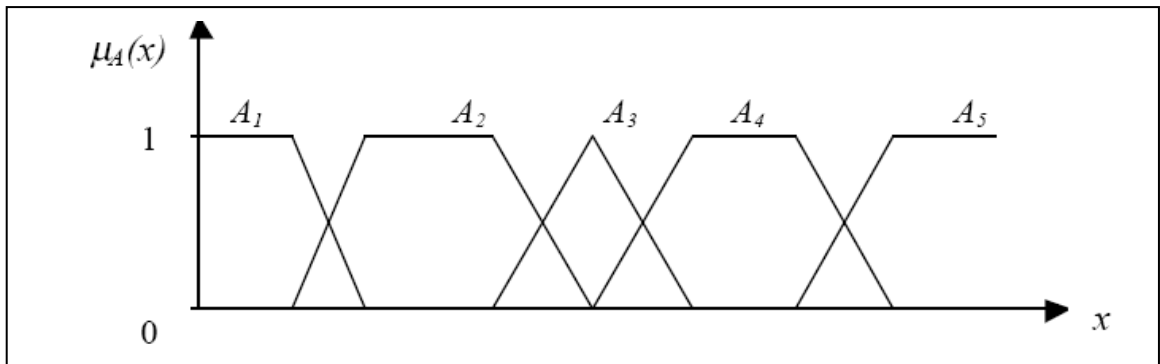
$$Supp(A) = 0 - cut - strict(A)$$

- Ensemble flou convexe :  $A$  est dit convexe si :

$$\forall x_1, x_2, x_3 \in X, x_1 \leq x_2 \leq x_3 \text{ alors } \mu(x_2) \geq \min(\mu_A(x_1), \mu_A(x_3)) \quad (2.7)$$

- Partition floue: Soient  $N$  ensembles flous  $A_j$  du référentiel  $X$ . ( $A_1, A_2, \dots, A_j, \dots, A_N$ ) est dite une *partition floue* si:

$$\forall x \in X \quad \sum_{j=1}^N \mu_{A_j}(x) = 1 \quad \text{Avec } A_j \neq \Phi \text{ et } A_j \neq X \quad \forall 1 \leq j \leq N \quad (2.8)$$



**La Figure 2.4 : illustre un exemple d'une partition floue formée de cinq ensembles flous.**

### 3 .Variables linguistiques et valeurs numériques

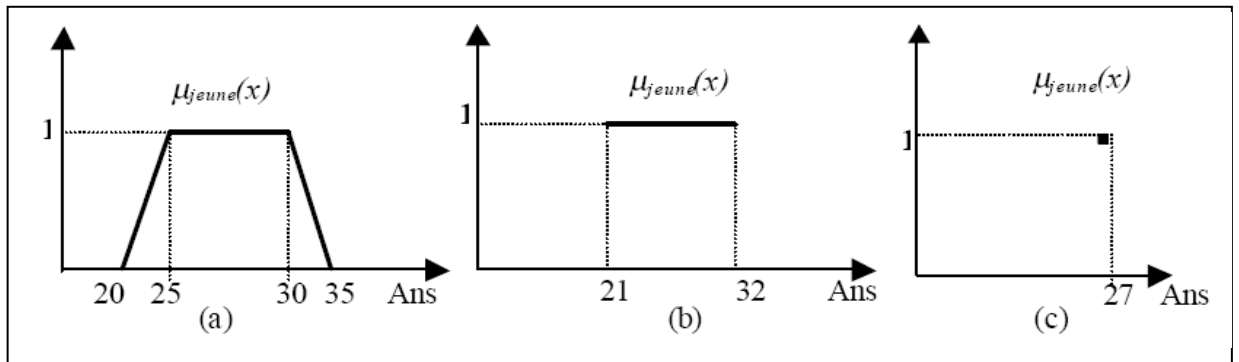
Une variable linguistique est une variable dont les valeurs associées sont linguistiques plutôt que numériques [28]. Par exemple, la variable linguistique *âge* peut être évaluée par les trois valeurs linguistiques suivantes: *jeune*, *moyen* et *vieux*.

La notion de variable linguistique suppose donc l'existence d'un univers de discours  $X$  et d'un ensemble de valeurs linguistiques  $D$  associé à la variable linguistique étudiée. Pour la variable linguistique *âge*,  $X$  est l'ensemble des nombres réels positifs  $\mathbb{R}^+$  et  $D = \{jeune, moyen, vieux\}$ . En logique floue, les valeurs linguistiques sont représentées par des ensembles flous plutôt que par des ensembles classiques (intervalles ou nombres). L'avantage principal de cette représentation est qu'elle ressemble, a priori, à celle utilisée par les humains quand ils interprètent les valeurs linguistiques. Considérons, par exemple, le cas de la valeur linguistique *jeune*; elle peut être représentée de trois façons différentes (Fig. 2.5 a, b, c).

La représentation de la valeur linguistique *jeune* par une seule valeur numérique (27 dans cet exemple) considère que seules, les personnes ayant un âge exactement égal à 27, appartiennent à l'ensemble *jeune* (Figure. 2.5c).

Or, ceci n'est pas conforme à la vision de la plupart d'entre nous. En effet, on considèrera souvent les personnes ayant un âge approximativement égal à 27 comme des jeunes. Cela nous oblige donc à définir une marge de tolérance autour de la valeur 27.

La représentation de la valeur linguistique, *jeune*, par un intervalle remédie à cette limitation (Figure 2.5b). Cependant, cette représentation montre le même problème que celle utilisant une seule valeur numérique aux limites de l'intervalle. En effet, la transition aux limites de l'intervalle est brusque. Or, ceci n'est pas conforme à notre intuition car nous imaginons souvent que la transition doit être graduelle plutôt que brusque. La représentation par un ensemble flou évite ce problème et permet la tolérance des imprécisions aux limites de l'intervalle (Figure. 2.5a).



**Figure 2.5 :** (a) Représentation par un ensemble flou, (b) Représentation par un intervalle classique, (c) Représentation par un nombre.

#### 4. Raisonnement approximatif

Le raisonnement flou ou approximatif constitue une des composantes importantes de la logique floue. L'idée de ZADEH est de simuler le raisonnement approximatif chez les humains. Il formula en 1979, le raisonnement flou comme suit [29] : «The theory of approximate reasoning is concerned with the deduction of possibly imprecise conclusions from a set of imprecise premises»

L'esprit humain présente un modèle de raisonnement très puissant puisqu'il est capable de représenter et de raisonner à partir de connaissances précises ou floues. Selon Zadeh, cette compétence est due à l'habileté des humains à manipuler des perceptions en plus des mesures.

La différence entre une perception et une mesure est qu'en général une mesure est *crisp* (précise) tandis qu'une perception est *fuzzy* (floue). Nos perceptions sont souvent

décrites au moyen de ce puissant outil qu'est le langage naturel. Tout le monde est convaincu du rôle du langage naturel dans l'intelligence. C'est grâce à cet outil que nous arrivons à résoudre et à manipuler des situations très complexes dans notre vie quotidienne (conduire une voiture, donner un cours, vendre une marchandise, etc.) [29].

#### 4.1. Proposition floue

Une proposition floue est un énoncé contenant un ou plusieurs prédicats flous selon qu'elle est simple ou composée. Sa valeur de vérité appartient à l'intervalle  $[0,1]$  contrairement à la logique classique où la valeur de vérité d'une proposition est soit vraie (1) ou fausse (0) [26].

Les propositions floues sont à la base du raisonnement flou. Elles sont similaires à celles qu'on utilise dans notre vie quotidienne. En effet, elles sont exprimées en langage naturel. Ainsi, elles permettent au raisonnement flou d'être assez proche du raisonnement approximatif adopté par les humains [24]. Des exemples de propositions floues sont:

*La charge est lourde*

*Il fait chaud dans la salle de réunions*

*Il est jeune*

Les propositions floues peuvent être combinées, comme dans le cas de la logique classique, par des connecteurs logiques tels que le *et* et le *ou* [26]. Par exemple, *Ali est jeune et Ali est grand* est une proposition qui contient deux propositions floues simples: *Ali est jeune* et *Ali est grand*.

Ces deux connecteurs logiques sont implémentés respectivement par des opérateurs de type *T-norms* et *T-conorms* (Tab. 2.1).

Dans la littérature, il n'y a pas de règles claires à suivre pour le choix de l'opérateur *T-norm* (ou *T-conorm*) implémentant l'intersection (ou l'union). Souvent, le choix de l'opérateur dépend de la signification et du contexte des propositions ainsi que des relations existantes entre elles. Cependant, les opérateurs de Zadeh [25], ceux de Lukasiewicz [25] ainsi que ceux de Bandler [25] et Kohout [25] sont les plus utilisés dans la logique floue [25].

Une autre manière de combiner des propositions floues simples consiste à utiliser l'implication. Une proposition floue utilisant l'implication est de la forme: *Si x est A alors y est B*. Par exemple, *Si Ali est jeune alors il est fort*. Une proposition floue du type Si-Alors est appelée une *règle floue* [24].

#### 4.2. Règle floue

Une règle floue est une affirmation (Si–Alors) dont la prémisse et la conséquence sont des propositions floues ou des combinaisons de propositions floues par des connecteurs logiques (souvent le *et* et le *ou*) [25]. Par exemple, la règle floue *si x1 est A1 et x2 est A2 alors y est B* est formée d'une prémisse composée de deux propositions floues (*si x1 est A1 et x2 est A2*) combinées par le connecteur logique *et*, et une conséquence formée par une proposition floue simple (*y est B*). Des exemples de règles floues sont:

*S'il fait très chaud alors ouvrir la fenêtre.*

*Si la chaussée est mouillée alors ralentir.*

*Si la maison est neuve et si elle n'est pas loin de la mer alors son coût est très élevé.*

Il existe divers opérateurs d'implication floue, dont ceux mentionnés ci-dessous [30] :

- **MANDANI :**

$$\mu_{A \Rightarrow B} = \min(\mu_A, \mu_B) \quad (2.9)$$

- **LARSEN :**

$$\mu_{A \Rightarrow B} = \mu_A \cdot \mu_B \quad (2.10)$$

- **LUKASIEWICZ :**

$$\mu_{A \Rightarrow B} = \min(1, 1 - \mu_A + \mu_B) \quad (2.11)$$

Où  $\mu_A$  et  $\mu_B$  sont les fonctions d'appartenance des propositions floues A et B respectivement

#### 4.3. Opérateurs linguistiques

Dans le langage humain, on utilise très souvent les opérateurs linguistiques comme: **très, près de, presque, plus ou moins**, etc. Ces opérateurs s'appellent les modificateurs des ensembles flous. Ils permettent de déterminer l'ensemble flou correspondant à une modification sur l'ensemble flou de départ [31] [21] :

**Très :**

$$\mu_A^2(x) = (\mu_A(x))^2 \quad \text{(Concentration)} \quad (2.12)$$

**Plus au moins :**

$$\mu_A^{1/2}(x) = \sqrt{\mu_A(x)} \quad (2.13)$$

**Non :**

$$\mu_{1-A} = 1 - \mu_A(x) \quad (2.14)$$

**Hautement :**

$$\mu_{h(A)}(x) = (\mu_A(x))^3 \quad (2.15)$$

**Exemple :**

Prenons quatre ensembles flous  $A$ ,  $A^2$ ,  $A^{1/2}$ ,  $1-A$  qui représentent respectivement "jeune", "très jeune", "plus ou moins jeune", "non-jeune" tel que chacun comporte des éléments fractionnels ou le numérateur est le degré d'appartenance de la variable floue « âge » à l'ensemble flou correspondant et le dénominateur correspond à l'occurrence « âge » (pour l'élément 1/10, on 1 qui représente le degré d'appartenance de la variable âge 10 ans dans l'ensemble flou A c-à-d jeune).

$$A = \{ 1/10, 0.81/20, 0.36/30, 0.25/40, 0.16/50, 0/60, 0/70 \}$$

$$A^2 = \{ 1/10, 0.65/20, 0.13/30, 0.07/40, 0.02/50, 0/60, 0/70 \}$$

$$A^{1/2} = \{ 1/10, 0.9/20, 0.6/30, 0.5/40, 0.4/50, 0/60, 0/70 \}$$

$$1-A = \{ 0/10, 0.19/20, 0.64/30, 0.75/40, 0.84/50, 1/60, 1/70 \}$$

Alors :

Un homme de 30 ans appartient aux catégories jeunes, très jeunes, plus ou moins jeunes, non-jeunes, respectivement avec des degrés d'appartenance qui sont respectivement 0.36, 0.13, 0.6, 0.64.

#### 4.4. Quantificateur linguistique flou

Le concept de quantificateur linguistique a été introduit par ZADEH, qui a suggéré que la sémantique d'un quantificateur flou peut être capturée en utilisant les sous-



ensembles flous pour leur représentation. Il distingue deux types de quantificateurs, absolus et relatifs. Les quantificateurs absolus sont utilisés pour représenter une quantité d'éléments tels que *autour de 2, plus que 5, ...etc.* Les quantificateurs relatifs sont des termes correspondants à une proportion d'objets comme par exemple, *la plupart, au moins la moitié, tous, ...etc* [32].

Un quantificateur  $Q$  peut être représenté par un sous-ensemble flou sur l'univers de discours  $I = [0, 1]$  tel que pour toute proportion  $r \in I$ ,  $Q(r)$  indique le degré avec lequel  $r$  satisfait le concept indiqué par le quantificateur  $Q$  [4].

Cette notion a été davantage développée par R. YAGER pour introduire plusieurs types de quantificateurs dont celui, proportionnel, appelé *Regular Increasing Monotone Quantifier* (RIM) [33].

Un quantificateur est dit *RIM* s'il vérifie les trois conditions suivantes :

1.  $Q(0) = 0$ ,
2.  $Q(1) = 1$
3. Si  $r_1 > r_2$  alors  $Q(r_1) \geq Q(r_2)$ .

L'opérateur d'agrégation OWA

YAGER [24] définit un opérateur OWA de dimension  $M$  comme une fonction  $F : I^M \rightarrow I$  à laquelle on associe un vecteur de poids  $W$  de dimension  $M$ :  $W (w_1, w_2, \dots, w_M)$  avec:

$$1- w_i \in [0,1],$$

$$2- \sum_i w_i = 1$$

$$3- F(a_1, a_2, \dots, a_m) = \sum_{i=1}^m w_j b_j \text{ où } b_j \text{ est le } j^{\text{ème}} a_i \text{ selon un ordre croissant et les } a_i$$

sont les critères à combiner.

Deux approches ont été proposées, par YAGER, pour obtenir le vecteur de poids  $w_j$  [24]. La première consiste à utiliser un mécanisme d'apprentissage sur des données d'essai ; et la seconde est d'essayer de donner une sémantique ou une signification aux

poids. C'est cette dernière qui permet l'application dans les domaines d'agrégation guidée par les quantificateurs.

Ainsi, les valeurs de  $w_j$  du vecteur de poids  $W$  sont obtenues en appliquant la formule de YAGER [33] :

$$w_j = Q\left(\frac{\sum_{k=1}^j p_k}{T}\right) - Q\left(\frac{\sum_{k=1}^{j-1} p_k}{T}\right) \quad (2.16)$$

où  $p_k$  est le poids associé au  $k^{\text{ème}}$  critère selon un ordre croissant et  $T$  est la somme des  $p_k$ .

La différence entre la sémantique des poids  $p_k$  et celle des poids  $w_j$  est que les poids  $p_k$  sont utilisés pour pondérer l'importance des critères dans la description des cas alors que les poids  $w_j$  sont utilisés pour pondérer leurs importances dans l'évaluation de la conclusion [24].

La fonction  $Q$ , représentée par un sous-ensemble flou sur l'intervalle  $[0, 1]$ , est donnée par :

$$Q(r) = r^\alpha \quad \text{avec } \alpha > 0 \quad (2.17)$$

Le choix du quantificateur linguistique dépend de la valeur de  $\alpha$ . Ainsi si :

- $\alpha$  tend vers zéro, l'évaluation de la conclusion ou de la solution ne prend en considération que peu de critères; le minimum est de considérer un seul critère. C'est le cas du quantificateur linguistique *there exists (Il existe)* qui ne considère que le critère dont la performance soit la plus élevée. C'est le cas de l'opérateur MAX.
- $\alpha$  tend vers l'infini, l'évaluation de la conclusion prend en considération la plupart des critères; le maximum doit considérer tous les critères. C'est le cas du quantificateur linguistique *all (tous)*. C'est le cas de l'opérateur MIN.

## 5. Agrégation des règles floues

Dans les applications de la logique floue, plusieurs règles floues, plutôt qu'une seule, sont souvent utilisées pour reformuler la problématique étudiée [4]. Le processus de combinaison d'un ensemble de règles floues,  $rk$ , pour en faire une seule représentée par la relation  $R$ , s'appelle l'agrégation. Considérons  $Nr$  règles floues, chacune à  $Nx$  variables dans sa prémisse:

$r1$ : si  $x1$  est  $A11$  et .....et  $xNx$  est  $ANx1$  alors  $y$  est  $B1$  .

$rk$ : si  $x1$  est  $A1k$  et .....et  $xNx$  est  $ANxk$  alors  $y$  est  $Bk$  .

$rNr$ : si  $x1$  est  $A1Nr$  et .....et  $xNx$  est  $ANxNr$  alors  $y$  est  $BNr$

L'agrégation d'un ensemble de règles floues en une seule relation floue est effectuée en deux étapes. Premièrement, chaque règle floue  $rk$  est transformée en une relation floue  $Rk$ .

Deuxièmement, les relations floues  $Rk$  sont combinées pour obtenir une seule relation floue  $R$ .

L'agrégation des règles  $rk$  dépend de l'interprétation adoptée pour les implications floues contenues dans ces règles  $rk$ :

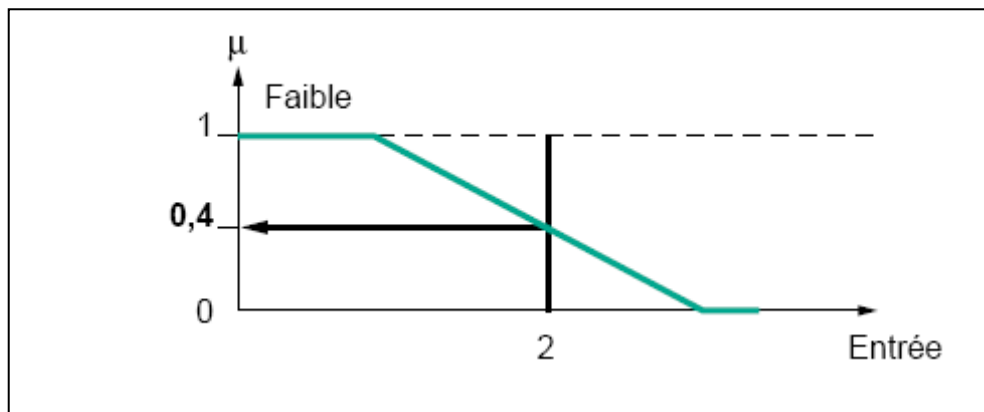
- Si l'implication floue est interprétée par une conjonction, l'opérateur d'agrégation est alors la disjonction:  $R = \dot{\cup} Rk$  . Dans ce cas, l'opération de disjonction des relations floues  $Rk$  peut être implémentée par n'importe quel opérateur  $S$ -norm ( $S$ -norm aggregation) [34].
- Si l'implication floue est interprétée par une implication classique alors l'opérateur de l'agrégation est la conjonction:  $k R = \dot{\cap} R$  . Dans ce cas, l'opération de conjonction des relations floues  $Rk$  peut être implémentée par n'importe quel opérateur  $T$ -norm ( $T$ - norm aggregation) [34].

## 6. Fuzzification et Défuzzification

### 6.1. Fuzzification

Le verbe « fuzzifier » a pour sens de retrouver les degrés d'appartenance des valeurs linguistiques de la variable linguistique qui correspond à une donnée en entrée scalaire ou floue [35].

Par exemple dans la Figure 2.6, si la valeur courante de la variable « entrée » est de 2, le degré d'appartenance à la fonction d'appartenance « entrée faible » est égal à 0,4 qui est le résultat de la fuzzification.



**Figure 2.6 Fuzzification**

### 6.2. Defuzzification

L'objectif de la défuzzification est de transformer un ensemble flou en une valeur précise de sortie. L'entrée pour le processus de défuzzification est le résultat combinatoire de l'ensemble fuzzifié. L'objectif est de transformer cet ensemble flou en valeurs non floues [36].

## 7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit les notions de base de la théorie des ensembles flous et de la logique floue. Alors nous pouvons dire que la logique floue ouvre des possibilités remarquables de codification des connaissances des experts. Les applications utilisant la logique floue sont tout simplement plus faciles à réaliser et à utiliser. L'utilisation faite par la logique floue d'expressions du langage courant permet aux systèmes flous de rester compréhensible pour les personnes non expertes.

## **CHAPITRE 3 :** **INTEGRATION DE LA LOGIQUE FLOUE DANS LE RBC**

### 1 . Introduction :

Le RBC flou est une approche différente de celle du RBC conventionnel. Dans ce contexte la théorie des ensembles flous a été utilisée dans les différentes phases du processus du RBC mais essentiellement et principalement au niveau de la phase de recherche. En d'autre terme elle a contribué à évaluer les similarités entre un nouveau cas et les cas existants dans la base de cas.

Dans le RBC, l'utilisation des attributs quantitatifs et la création des index implique la conversion des attributs numériques en des termes qualitatifs pour l'indexation et la recherche [37]. Ces termes qualitatifs sont toujours flous. D'ailleurs, un des principaux thèmes dans la théorie des ensembles flous est, « mesure des similarités ». La notion de la mesure de similarité dans le RBC est également en soi floue en nature [37]. Par exemple, des distances euclidiennes entre les termes sont toujours employées pour représenter des similarités entre les cas.

Cependant, l'utilisation de la théorie des ensembles flous pour l'indexation et la recherche a beaucoup d'avantages par rapport aux mesures précises [37].

- (1) Des attributs numériques ont pu être convertis en termes flous pour simplifier la comparaison.
- (2) Les ensembles flous permettent l'indexation multiple d'un cas sur un attribut simple avec différents degrés d'appartenance. Les ensembles flous facilitent le transfert de la connaissance à travers des domaines.
- (3) Des ensembles flous permettent à des modificateurs de termes d'être employés pour augmenter la flexibilité de la recherche du cas.

Une autre application de la logique floue dans le RBC est l'utilisation des règles de production floues permettant de guider des adaptations de cas. Par exemple, des règles de productions floues peuvent être découvertes en examinant une bibliothèque de cas et en associant la similarité entre le problème et les attributs de la solution du cas [37].

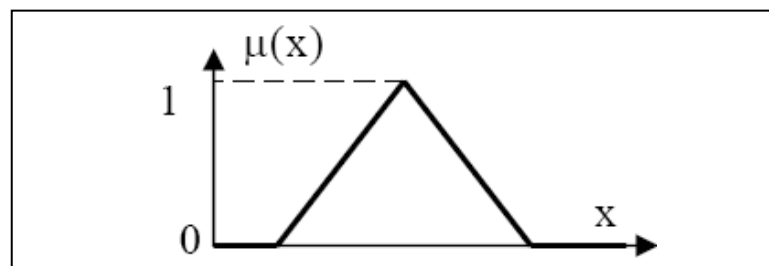
Dans les sections suivantes, nous allons voir comment la logique floue a été introduite dans les différentes phases du RBC (représentation des attributs, et mesure de similarité).

## 2. Représentation basée sur les ensembles flous de la connaissance de cas « Fuzzification » :

Un terme linguistique est une expression en langue naturelle ou bien un mot qui quantifie sans précision un attribut tel que l'âge, la longueur, la taille,..., les termes linguistiques de ce type peuvent être des étiquettes pour les ensembles flous.

Dans une application spécifique le nombre des termes linguistiques pour chaque attribut est assumé à être au maximum à cinq [37].

Les termes linguistiques peuvent faire référence habituellement à grand négatif, petit négatif, zéro, grand positif, petit positif, leurs fonctions d'appartenance peuvent être exprimées sous diverses formes, comme dans la forme trapézoïdale, gaussienne, et triangulaire, ces formes sont présentées en Annexe A. Jusqu'ici, généralement les fonctions d'appartenance les plus utilisées sont triangulaires dans la forme, comme indiqué dans la figure 3.1 :



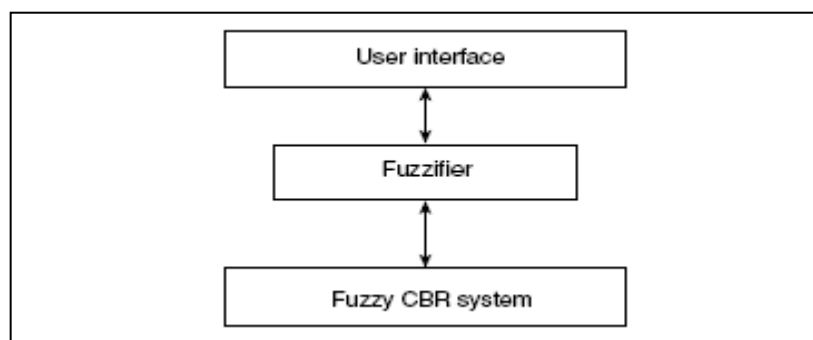
**Figure 3.1 : la fonction d'appartenance triangulaire**

### 3. Les attributs flous:

Pour mieux comprendre les attributs flous, on prend un exemple de vente de voitures. Les attributs de cas peuvent être fuzzifiés dans des termes linguistiques flous et des nombres flous. L'attribut qui convient pour être fuzzifié est le prix d'une voiture. Habituellement, le prix d'une voiture flote et change avec les différents modèles, couleurs, et composants, ainsi parfois il est difficile que l'utilisateur indique le prix exact d'une voiture.

Dans cette situation, un système de raisonnement à base de cas flou peut recevoir une requête telle que "je recherche une voiture confortable qui est modérément chère et très durable" L'architecture du système RBC flou est montrée sur la Figure 3.2, le Fuzzifier (une partie du RBC flou) se compose d'un ensemble d'algorithmes de fuzzification (et défuzzification) qui sont employés pour produire des entrées floues à partir des entrées précises (Crisp) d'utilisateurs. Ces derniers déterminent le degré auquel chaque donnée appartient à l'ensemble flou approprié via une fonction d'appartenance. Le système de RBC flou nécessite une fonction de similarité floue pour comparer les cas dans la base de cas avec le cas en entrée [38].

La donnée en entrée pour l'algorithme de défuzzification est un ensemble flou unifié obtenu à partir d'agrégation des conséquences des règles floues et la sortie est une donnée exacte.



**Figure 3.2:** le système RBC flou [38]



L'équation suivante montre une fonction d'appartenance, (Très bas):

$$\mu_{Trèsbas} = \begin{cases} 1 & 0 \leq x \leq 20 \\ \left[ 1 + \left( \frac{x-20}{8} \right)^4 \right]^{-1} & 20 \leq x \leq 100 \end{cases}$$

Ou 20 et 100 sont les limites des intervalles des ensembles flous définies par les experts.

Par conséquent, en donnant une valeur d'un prix de voiture, on peut calculer sa valeur d'appartenance à chaque ensemble flou. Le terme linguistique flou qui a la valeur maximale peut alors être choisi comme l'entrée floue. Par exemple, la valeur d'appartenance du prix 55.000\$ dans chaque catégorie est comme suit:

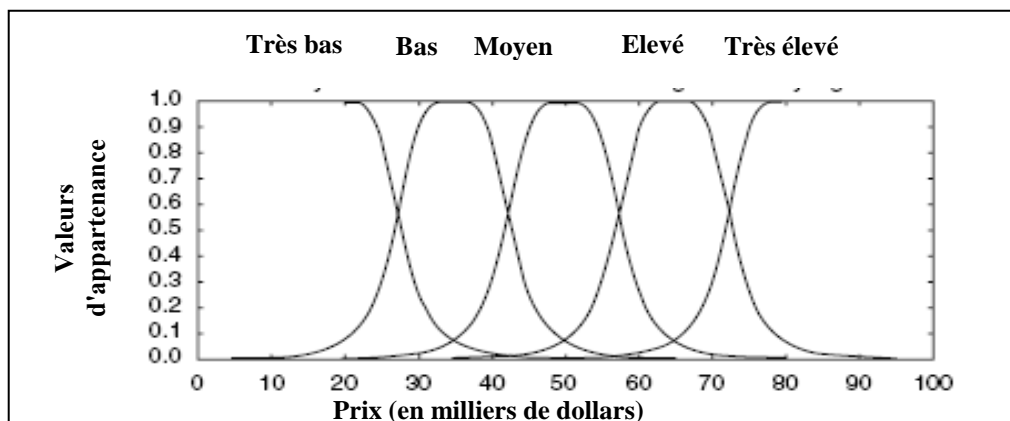
$$\mu_{trèsbas}(55,000) = 0.0027$$

$$\mu_{bas}(55,000) = 0.025$$

$$\mu_{moyen}(55,000) = 0.8681$$

$$\mu_{élevé}(55,000) = 0.2907$$

$$\mu_{trésélevé}(55,000) = 0.0104$$



**Figure 3.3:** la fonction d'appartenance pour les prix des voitures.

Puisque le prix 55.000\$, a la valeur d'apparence la plus élevée dans l'ensemble flou "moyen" on peut représenter le prix de la voiture comme la moyenne. Par conséquent, alternativement on peut représenter l'attribut "prix de la voiture" comme l'ensemble flou "moyen" avec la valeur d'appartenance correspondante.

#### 4. Concept des ensembles flous dans la mesure de la similarité:

La théorie des ensembles flous a été introduite par LOTFI ZADEH [39] en 1965. Depuis lors, elle est devenue un domaine actif de recherche pour beaucoup de scientifiques et ingénieurs, et il y a eu d'énormes progrès théoriques et pratiques.

Il est facile de découvrir que les méthodes traditionnelles de mesure de la similarité, telle que la distance euclidienne pondérée, peuvent manipuler seulement, des attributs avec des valeurs réelles.

Cependant, dans les situations réelles, les caractéristiques de cas sont souvent incomplètes ou incertaines. Par exemple, une des caractéristiques des cas dans un système de RBC peut être décrite par des termes linguistiques tels que bas, moyen et haut. Alors pour mettre en application le processus d'appariement et de recherche de cas, on doit définir une métrique appropriée de la similarité. La définition traditionnelle de la similarité est évidemment incorrecte et au moins pas pertinente, pour traiter cette difficulté [40].

Le concept des ensembles flous fournit un bon outil pour traiter le problème d'une manière naturelle [37]. Dans la théorie des ensembles flous, on peut considérer le terme linguistique comme un nombre flou, qui est un type d'ensemble flou. Puis une fonction d'appartenance est déterminée pour le terme linguistique donnée. Quand une valeur réelle de la caractéristique d'un problème est donnée en entrée, les valeurs d'appartenance correspondantes des différents termes linguistiques sont obtenues par les fonctions d'appartenance.

C'est-à-dire, après une correspondance approximative, les caractéristiques à valeurs réelles sont transformées en des termes linguistiques.

Puis, selon le problème, pour choisir le cas ou les cas les plus similaires, on doit définir quelques mesures et algorithmes de similarité pour calculer la similarité floue [37].

#### 4.1. Etapes de calcul de similarité :

Le raisonnement à base de cas est basé sur l'idée que si deux cas sont similaires par rapport à un ensemble d'attributs S1 qu'il les décrit, ils peuvent rester similaires par rapport à un autre ensemble d'attributs S2.

Cependant, ce cadre est très restrictif puisque l'inférence est possible seulement quand toutes les deux conditions suivantes sont vérifiées [47] :

1. il y a une identité parfaite entre les valeurs de S1 décrivant les deux problèmes;
2. et quand les valeurs de S1 sont égales, les valeurs de S2 sont également égales (c'est-à-dire, la dépendance fonctionnelle "S1 détermine S2").

Introduire la logique floue dans le RBC, reviendrait à reformuler l'inférence du RBC traditionnel en : « plus sont les attributs de description de problème similaires, plus sont les attributs de résultats similaires » [41]

Dans ce qui suit, on décrira les différentes étapes pour le calcul de la similarité entre deux cas [37]:

- Le centre de la gravité de la fonction floue d'appartenance d'un attribut peut être défini comme suit:

$$CG(A_i) = \frac{\int_{c_1}^{c_2} x \mu_{A_i}(x) dx}{\int_{c_1}^{c_2} \mu_{A_i}(x) dx} \quad (3.1)$$

Où  $U=[c_1, c_2]$ ,  $A_i$  est l'ensemble flou qui décrit le jugement sur la correspondance entre les éléments d'une règle de cas (i) et les faits d'un nouveau cas.  $\mu_{A_i}$  est la fonction d'appartenance de  $A_i$ ,  $CG(A_i)$  appartient à l'intervalle [0,1].

En considérant 0.5 comme seuil, si la valeur du centre de la gravité est plus grande (ou moins) que 0.5, le jugement est oui (ou non).

- La distance entre deux centres de gravité,  $|CG(A) - CG(B)|$  est utilisée pour décrire le degré de similarité. Pour satisfaire les conditions des relations de similarité, le degré de similarité  $SM(A,B)$  est calculé en utilisant :

$$SM(A, B) = 1 - |CG(A) - CG(B)| \quad (3.2)$$

La similarité conceptuelle d'un élément élémentaire (attribut) dans les cas est évaluée comme suit:

$$\Delta SM = e^{-\beta \Delta d^2} \quad (3.3)$$

Où  $\beta(\beta > 0)$  dénote l'exactitude de similarité, qui devrait être fixée à l'avance.

- La formulation de l'acceptation de mesure dépend de l'élément élémentaire qui appartient à ce sujet j, La valeur  $\Delta d$  est la distance entre les éléments pertinents de deux cas ( $e_p, e_q$ ) et peut être calculés comme suit:

$$\Delta d = |CG(e_p) - CG(e_q)| \quad (3.4)$$

- La similarité de sujet j est évaluée en utilisant la similarité de l'élément élémentaire associé :

$$SM_j = \min\{\Delta SM_1, \Delta SM_2, \dots, \Delta SM_i, \dots, \Delta SM_n\}, \quad \Delta SM_i \in [0,1], \quad n \in N \quad (3.5)$$

Où n est le nombre d'éléments élémentaires qui appartiennent au sujet j.

- En règle générale, plus d'un sujet peut être comparé entre deux cas. L'algorithme appliqué quand il y a plus d'un cas pertinent devrait également être considéré. Dans cette situation, un poids  $w_i$  est présenté dans la recherche à base de cas. La similarité moyenne est alors pondérée. On la calcule comme suit:

$$\overline{SM} = \frac{\sum (w_i SM_i)}{\sum w_i} \quad (3.6)$$

## 4.2. Calcul de la similarité floue entre les cas :

Il existe des méthodes différentes pour calculer la similarité entre les cas [42]:

- La combinaison numérique des vecteurs composant (propriétés, attributs), qui représentent le cas connu en utilisant différents règles de combinaison.
- la similarité des représentations structurées, dont chaque cas est représenté comme une structure, tel qu'un graphe direct, donc la mesure de la similarité prend en considération la structure des attributs et non seulement les valeurs des attributs.
- L'estimation de la similarité menée par objectif: les attributs des cas à comparer avec ceux de nouveau cas dépendent de l'objectif recherché. C'est-à-dire que si des attributs sont jugés non nécessaires alors ils ne contribueront pas au calcul de similarité
- L'estimation de la similarité à base de règle: dans la quelle les cas de la base de cas est utilisé pour créer un ensemble de règles sur le vecteur des attributs des cas. Cet ensemble de règles est alors utiliser pour comparer les cas dans la base de cas et résoudre les nouveaux cas.
- agrégation des méthodes antérieures selon une hiérarchie spécifique d'application.

Les étapes détaillées pour la construction d'un cas flou et le calcul de la similarité peuvent être résumé comme suit [40] :

**Etape 1 : représentation du cas :** dans cette représentation un vecteur de triplets est utilisé pour représenter le cas, les éléments de ce vecteur sont la propriété, son importance dans le cas (Poids) et sa valeur.

$$e = \{\tau_0, \tau_1, \dots, \tau_k\}$$

$$\tau_i = \{P_i, w_i, \chi_i\}$$

Tel que  $P_i$  est le nom de la propriété,  $w_i$  est le poids et  $\chi_i$  est la valeur donnée à la propriété.

**Etape 2: Similarité entre les valeurs floues et non floues des attributs :**

- *La mesure de la similarité entre deux quantités dans un intervalle spécifique,*

La mesure précise de la similarité entre deux quantités a et b dans un intervalle spécifique peut être défini comme suit:

$$SM(a, b) = 1 - \frac{|b - a|}{\beta - \alpha} \quad a, b \in [\alpha, \beta] \quad (3.7)$$

Où  $\alpha$  et  $\beta$  sont, respectivement les limites inférieures et supérieures de l'intervalle.

Ensuite nous décrivons le concept de la similarité entre chacun des types de valeurs indiquées: précise (Crisp), intervalle, et floue.

**a)** *La similarité entre une valeur précise (Crisp) et un intervalle*, L'augmentation de toute mesure de similarité en comparant une valeur précise (Crisp)  $a$  et un intervalle  $[b_1, b_2]$  est défini comme suit:

$$SM(a, [b_1, b_2]) = \frac{\int_{b_2}^{b_1} SM(a, x) dx}{b_2 - b_1} \quad (3.8)$$

**b)** *Similarité entre une valeur précise (Crisp) et une valeur floue*, Si on représente une valeur floue par une fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$  la mesure de la similarité entre une valeur précise (Crisp) et la valeur floue est définie comme suit:

$$SM(a, \mu_A) = \frac{\int_{\alpha}^{\beta} \mu_A(x) SM(a, x) dx}{\int_{\alpha}^{\beta} \mu_A(x) dx} \max_{x \in [\alpha, \beta]} \{\mu_A(x)\} \quad (3.9)$$

Le dernier multiplicateur est censé être utilisé pour compenser dans les situations où la fonction d'appartenance n'est pas normalisée. Si les fonctions d'appartenance pour tous les attributs flous sont normalisées, le dernier multiplicateur peut être omis.

**c)** *Similarité entre un intervalle et une valeur floue*, La similarité entre un intervalle donné  $[a_1, a_2]$  et une valeur floue, dénotée par la fonction d'appartenance  $\mu_A(x)$  est défini comme suit:

$$SM([a_1, a_2], \mu_A) = \frac{\int_{a_1}^{a_2} \int_{\alpha}^{\beta} \mu_A(y) SM(x, y) dy dx}{(a_2 - a_1) \int_{\alpha}^{\beta} \mu_A(x) dx} \max_{x \in [\alpha, \beta]} \{\mu_A(x)\} \quad (3.10)$$

Tel que  $a_1$  et  $b_1$  sont dans l'intervalle  $[\alpha, \beta]$  Encore, le multiplicateur final est employé pour compenser les fonctions d'appartenance non normalisées.

**d) Similarité entre deux valeurs floues,** La mesure de similarité entre deux valeurs floues, représentées par les fonctions d'appartenance  $\mu_A(x)$  et  $\mu_B(x)$  est défini comme suit:

$$SM(\mu_A, \mu_B) = \frac{\int_{\alpha}^{\beta} \mu_A(x) \mu_B(y) SM(x, y) dy dx}{\int_{\alpha}^{\beta} \mu_A(x) dx \int_{\alpha}^{\beta} \mu_B(x) dx} \max_{x \in [\alpha, \beta]} \{\mu_A(x)\} \times \max_{x \in [\alpha, \beta]} \{\mu_B(x)\} \quad (3.11)$$

Où  $\mu_A(x)$  et  $\mu_B(x)$  sont les fonctions d'appartenance des valeurs floues à comparer.

### 4.3. La technique des K-proches voisins flou

Cette technique est analogue à celle des K-proches voisins du RBC traditionnel sauf qu'elle est basée sur des mesures floues [43].

Les cas stockés sont mis dans des classes distinctes. Etant donné un nouveau cas à classifier, des algorithmes des k-proches voisins traditionnels et flous sont conçus pour trouver les k-proches voisins. Les deux algorithmes diffèrent sur deux axes. D'abord, l'algorithme traditionnel emploie une fonction de distance, tandis que l'algorithme flou emploie des comparaisons basées sur les ensembles flous. En second lieu, l'algorithme traditionnel assigne le nouveau cas à la classe représentant la majorité de ses k-proches voisins, tandis que l'algorithme flou assigne les divers niveaux d'appartenance du nouveau cas à toutes les classes représentées par les k-proches voisins, selon le degré avec lequel le nouveau cas correspond à chacun des k-proches voisins [43].

L'algorithme proposé par [43] pour la recherche des k-proches voisins flou est décrit comme suit

Considérons  $W = \{Z_1, Z_2, Z_3, \dots, Z_c\}$ , l'ensemble des  $c$  prototypes représentant les  $c$  classes.

```

Début
Entrée x, vecteur à classifier
Initialiser i=1
Faire Jusqu'à (distance depuis chaque prototype jusqu'à x est calculée)
    Calculer la distance depuis  $Z_i$  à x,
Incrémenter i
Fin de Faire Jusqu'à
Initialiser i=1
Faire Jusqu'à (x est assigné à toutes les classes avec un degré d'appartenance)
    Calculer  $\mu_i(x)$  en utilisant (3.12)
Incrémenter i ;
Fin Faire Jusqu'à
END.

```

Ou

$$\mu_i(x) = \frac{1/\|x - Z_i\|^{2/(m-1)}}{\sum_{j=1}^c (1/\|x - Z_j\|^{2/(m-1)})} \quad (3.12)$$

Avec  $m$  détermine comment la distance est pondérée en calculant chaque contribution d'un voisin à la valeur du degré d'appartenance.

Et Ou  $\|x - Z_i\|$  représente le degré d'appartenance de  $x$  dans la classe  $Z_i$ .

## 5. Etat de l'art de l'intégration de la logique dans le RBC :

La logique floue peut être employée dans la représentation des données pour fournir une caractérisation d'information imprécise et incertaine ; au cas de recherche pour évaluer les correspondances partielles au moyen de techniques de correspondance floues [44] ; et dans l'adaptation pour modifier le cas choisi en employant le concept des règles graduelles



[45]. Plus spécialement, la logique floue peut être employée pour augmenter les fonctions suivantes de RBC.

- La base de cas elle-même peut être considérée un ensemble flou puisque les cas qu'il contient ne sont pas tout simplement complètement utiles ou pas du tout utiles, mais plutôt leur utilité est une question de degré (selon le problème actuel) et ceci peut être exploité par un raisonneur flou à base de cas.
- Au niveau de représentation, la logique floue nous permet de représenter les cas dont les attributs ont des valeurs imprécises et en particulier des valeurs linguistiques (PLAZA et LOPEZ DE MANTARAS, 1990, BONISSONE et AYUB, 1992, LOPEZ et PLAZA 1993, JACZYNSKI et TROUSSE 1994). Afin de rechercher des cas appropriés, des prototypes flous, c-à-d. prototypes décrits au moyen de limites flous, ont pu être employés. En plus, en regardant la description d'un cas comme un tuple (attribut-valeur), la logique floue fournit un mécanisme flou pondéré puissant de correspondance entre cas [44], pour calculer la similarité globale entre les cas et des similarités partielles entre les attributs décrivant les cas [46]. Le modèle de correspondance flou pondéré nous permet de tenir compte du niveau d'importance de chaque attribut dans le procédé de comparaison. La logique floue peut également être employée pour représenter le degré de similarité entre les valeurs d'attribut qui n'ont pas une précision connue. Quand les cas sans précision ou incomplets sont décrits, leurs mesures de similarité peuvent être décrites par des limites inférieures et supérieures, obtenues par des mesures de nécessité et de possibilité, respectivement [47].
- Les règles graduelles de la forme générale "les deux cas les plus semblables en ce qui concerne un certain attribut(s) sont, le plus similaire en ce qui concerne un autre attribut que nous voulons impliquer" ont été développées dans le cadre de la logique floue et servent la première fois comme base à beaucoup d'applications de raisonnement approximatif. Cependant, elles pourraient également être employées au cas d'adaptation, c.-à-d. en adaptant au nouveau cas à résoudre, les valeurs apparaissant dans les cas connus de la base de cas. Les conditions peuvent également inclure l'évaluation de la différence entre les cas comme par exemple dans la règle "si deux voitures utilisées sont semblables excepté le kilométrage, la différence entre leurs prix seront une fonction de la différence de kilométrage".

## 5.1. Domaines d'application :

Dans cette section nous décrivons un échantillon représentatif de techniques floues dans plusieurs systèmes importants de RBC. Tous partagent la possibilité d'employer des attributs avec des valeurs floues et le modèle de correspondance flou pour la recherche de cas.

### 5.1.1. Web Mining « fouille de données web » :

Une application du RBC flou d'affirmation des modèles d'accès du Web a été développée et testé par WONG et al [48] [49]. Ici un algorithme d'exploitation de règle d'association flou, ainsi que la représentation floue du cas, est employé pour faciliter le choix du cas candidat. Avec ces règles, les concepteurs de Web peuvent interpréter des intérêts et le comportement d'utilisateur. La personnalisation des pages Web critiques est devenue possible. La méthode a expérimentalement démontré une meilleure exactitude de prévision que quelques méthodes existantes.

#### 5.1.1.1. Représentation du cas en utilisant les ensembles flous

Une page web peut être représenté par un vecteur t-dimensionnel, où t est le nombre de termes permis dans la page Web. L'absence d'un terme est indiquée par un zéro, alors que la présence d'un terme est indiquée par un nombre positif connu sous le nom de poids. La fonction de pondération normale d'un terme en termes de sa fréquence d'occurrence est définie par :

$$w_{ij} = \frac{tf_{ij} \cdot idf_j}{\sqrt{\sum_{j=1}^i (tf_{ij})^2 (idf_j)^2}} \quad (3.13)$$

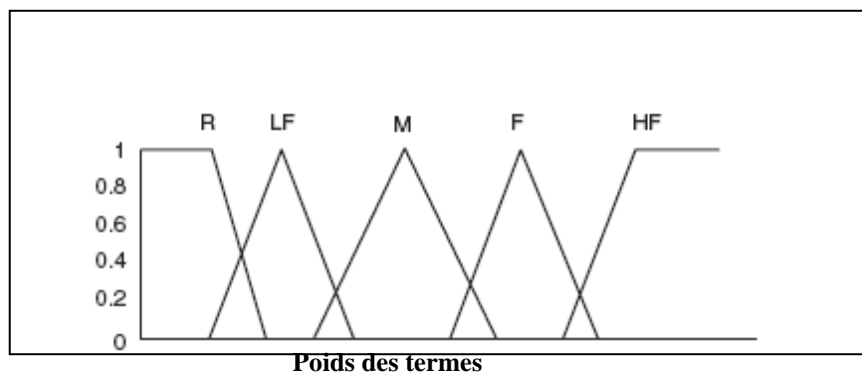
Où  $w_{ij}$  est le poids du terme j dans la page web i et  $tf_{ij}$  la fréquence du terme j dans la page i.  $idf_j$  est fréquence inverse du terme j dans la page i et est calculé par :

$$idf_j = \log \frac{N}{n_j} \quad (3.14)$$

Où  $N$  est le nombre de pages Web dans la base de cas et  $n_j$  est le nombre de page Web dans la base de cas qui contiennent le terme  $t_j$ . Après calcul de tous les poids de terme, ils sont employés comme l'univers de discours pour formuler l'importance du poids du terme de la variable linguistique.

Cinq ensembles flous sont définis pour l'importance de poids de terme : très fréquent (HF), fréquent (F), moyennement fréquent (M), moins fréquent (LF), et rare (R). Une fonction d'appartenance à base de centre utilisée pour déterminer une fonction d'appartenance floue triangulaire à trois points.

Le flou  $c$  signifie que l'algorithme de groupement est employé pour déterminer les centres des fonctions triangulaires qui emploient les poids de termes comme des données d'entrée. Les formes résultantes des cinq fonctions d'appartenance sont montrées sur la Figure 3.4



**Figure 3.4 :** Fonctions d'appartenance des poids des termes

#### 5.1.1.2. Règles d'association floues de fouille

La relation entre des chemins d'accès successifs de l'utilisateur est considérée comme séquentiellement associée. Par exemple  $u_j$  est une transaction d'un utilisateur avec une séquence d'accès  $\{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ , les pages d'accès web  $a_i \{1, 2, \dots, n\}$  sont donc considérées séquentiellement associées. La similarité entre chaque deux pages dans un ordre fixé est calculée sur la base de la mesure de similarité des cas extraits. Les valeurs de similarité sont sauvegardées dans des cas comme montré dans le tableau 3.1

**Tableau 3.1** : valeurs de similarités des pages web

Cas	SM(a <sub>1</sub> ,a <sub>2</sub> )	SM(a <sub>2</sub> ,a <sub>3</sub> )	SM(a <sub>3</sub> ,a <sub>4</sub> )	...	SM(a <sub>i</sub> ,a <sub>i+1</sub> )	.....
<b>1</b>	<b>87</b>	<b>89</b>	<b>90</b>	...	...	...
<b>2</b>	<b>56</b>	<b>78</b>	<b>70</b>	...	...	...
<b>3</b>	<b>75</b>	<b>83</b>	<b>80</b>	...	...	...

### 5.1.2. Inférence Légale

Dans cette section un système d'inférence légal [50], [51] est expliqué. La logique floue est employée pour décrire le flou de l'inférence légale aussi bien que pour la représentation de cas et de la correspondance entre cas. Ce système est employé pour enseigner les principes des lois de contrat dans les universités. Les cas viennent de la convention de nation unie sur des contrats en vente internationale des marchandises (CISG), qui a été utilisée dans beaucoup de pays. Le système a quatre composants principaux: la base de cas, le moteur de recherche de cas, le moteur d'inférence, et l'interface utilisateurs.

#### 5.1.2.1 Logique floue dans la représentation de cas

Dans la base de cas légal, chaque cas (ou précédent) se compose d'un certain nombre d'issues. Chaque issue a un ensemble d'attributs et de règles de cas. Elle est stockée comme un frame, comme suit :

Cas n :

((Issue n<sub>1</sub>)

(Attribut n<sub>1</sub>)

(Règle cas n<sub>1</sub>)

((Issue n<sub>2</sub>)

(Issue n<sub>m</sub>)

))

Chaque issue se compose d'un point légal d'argument et d'un jugement de la Cour. Elle peut être encore interprétée (ou classée par catégorie) avec un certain nombre d'attributs et de règles de cas par des experts en matière de loi selon la règle de statut et les faits des précédents. Les règles de cas agissent en tant que connaissance spécifique parfois pour faciliter l'inférence légale. Elle peut être interprétée comme connexion entre les précédents et les jugements de la Cour.

#### 5.1.2.2. Valeurs vagues et d'appartenance

Pour représenter des cas avec l'incertitude, les valeurs d'appartenance et les valeurs d'imprécision sont stockées dans un frame flou. Chaque valeur d'hypothèse dans un cas est décrite par un terme linguistique. Comme complètement Non et probablement Non, ..., ou complètement Oui.

Le terme linguistique est représenté par une valeur d'appartenance. Le degré d'incertitude de ce terme est décrit par une valeur d'imprécision.

Les valeurs de l'appartenance et de l'imprécision peuvent être assignées par les experts en matière de domaine. Par exemple, les rapports correspondants entre la représentation numérique et la représentation linguistique sont montrés dans Tableau 3.2. Il y a cinq valeurs pour l'appartenance et trois valeurs pour l'imprécision. La détermination du nombre de valeurs est un problème indépendant.

**Tableau 3.2 : Appartenance et valeurs vagues des termes linguistiques**

Appartenance (m)	
Complètement Non (CN)	0
Probablement Non (PN)	0.25
Plus ou moins (PM)	0.5
Probablement Oui (PO)	0.75
Complètement Oui (CO)	1
Vague(v)	
Vague(V)	1
Rudement(R)	0.5
Claire (C)	1

### 5.1.2.3. Similarité floue dans la recherche du cas et inférence

Dans la représentation floue d'un frame d'un cas, basée sur les valeurs d'appartenance et d'imprécision, chaque valeur d'hypothèse et les jugements de règle-cas sont représentés par différents ensembles flous

Par conséquent, les mesures de similarité de cas deviennent équivalentes à la similarité des ensembles flous, qui peuvent être définis comme distance entre les deux centres de la gravité. Soit la fonction d'appartenance d'un ensemble flou A,  $\mu_A$ .

Le centre de la gravité de A pour X appartient à  $[a_1, a_2]$  est alors calculé par l'équation (3.1). La similarité floue entre deux ensembles flous A et B est défini par l'équation (3.2).

La similarité des frames flous, comprenant plusieurs hypothèses pour une issue donnée, est calculée, basé sur les équations (3.1) et (3.2), en prenant les valeurs minimums de similarités des ensembles flous, qui représentent différentes hypothèses.

Selon la mesure de similarité, les solutions du cas le plus similaire ou des cas peuvent être choisis comme solutions proposées pour le cas en requête, et alors une inférence au sujet de si la conclusion précédente recherchée peut être adaptée est faite par le système utilisant le ou les règles du cas. La mesure de similarité définie dans l'équation (3.2) est exécutée sur les ensembles flous représentant le jugement de la règle de cas pour le cas de précédent et en requête. Si le degré de similarité est plus grand qu'un seuil indiqué, la conclusion de cas en requête peut être obtenue par le cas précédent.

### 5.1.3. Evaluation des propriétés :

La tâche de l'évaluation résidentielle de propriété est d'estimer la valeur du dollar des propriétés dans le monde réel dynamique.

La méthode la plus commune et la plus réussie utilisé près des experts est l'approche de comparaison de ventes.

La méthode se compose de la conclusion des comparables (c-à-d., les ventes récentes qui sont semblables à la propriété soumise utilisant des enregistrements de vente); après avoir contrasté la propriété soumise avec les comparables, ajustant le prix de ventes

des comparables pour refléter leurs différences de la propriété soumise ; et réconciliant les prix de ventes ajustés des comparables pour dériver une évaluation pour la propriété soumise (suivre toute méthode de établissement d'une moyenne raisonnable).

#### 5.1.3.1. Le système PROFIT

Le BÉNÉFICE « PROFIT » utilise RBC avec les attributs flous et les mesures de similarité floues [46] pour estimer des valeurs d'une propriété résidentielle pour des transactions d'immobiliers. Il comprend les étapes suivantes :

**Étape 1.** Recherche des ventes récentes dans une base de cas. Des ventes récentes sont recherchées d'une base de cas utilisant un nombre restreint de cas de figure pour choisir les comparables potentiels.

**Étape 2.** Compare la propriété en sujet avec ceux des cas recherchés. Les comparables sont évalués et rangés sur une échelle de similarité pour identifier ceux les plus similaires à la propriété en entrée. Cette estimation est obtenue à partir d'une agrégation pondérée des préférences de décideur, exprimée avec des distributions et des relations d'appartenance floues.

**Étape 3.** Ajuster le prix de vente des cas retrouvés. Le prix de vente de chaque propriété est ajusté pour refléter les différences de cas de la propriété en sujet. Ces ajustements sont effectués par un ensemble de règles qui utilisent des propriétés d'attributs additionnelles, comme la qualité de construction, les conditions, les piscines, et les cheminées.

**Étape 4.** Agréger les prix de ventes ajustés des cas retrouvés. Les meilleurs quatre à huit comparables sont choisis. Le prix de vente et la similarité ajustés des propriétés choisies sont combinés pour produire une évaluation de la valeur en sujet avec une valeur associée de fiabilité

#### 5.1.3.2 Préférence floue dans la recherche de cas

Un ensemble de comparables potentiels est extrait initialement en utilisant le SQL standard (langage d'interrogation structuré) de requêtes pour l'efficacité. La recherche implique la comparaison un certain nombre attributs spécifiques du sujet avec ceux de chacun des comparables. Alors le concept de la préférence floue est présenté pour refléter

les préférences d'utilisateur, qui influencent considérablement les similarités entre les propriétés du sujet et des comparables. Ces valeurs de similarité déterminent l'estimation ou le rang des comparables retrouvés, et guident les procédés de choix et d'agrégation, menant à l'évaluation des valeurs d'une propriété finale. Six attributs—adresse, des données de vente, espace vert, lot de terrain, nombre de salles de bains, et le nombre de chambre à coucher—sont employés dans le choix initial de cas parce que leurs valeurs ne sont pas absentes dans plus de 95% des enregistrements dans la base de données. La préférence d'utilisateurs des quatre premiers attributs peuvent être exprimés par des fonctions d'appartenance trapézoïdale floues. Pour chaque attribut, l'ensemble de support de la fonction de préférence représente la gamme des valeurs tolérables ; et le noyau représente la gamme la plus souhaitable de la préférence supérieure avec la valeur 1 de la fonction d'appartenance. Les deux attributs restants, le nombre de salles de bains et le nombre de chambres à coucher, sont évalués de la même manière. Par exemple, la fonction de préférence du nombre de chambres à coucher est représentée par la relation asymétrique, réflexive floue, En résultat l'évaluation, chaque comparaison obtient un vecteur de préférence, dont les valeurs se situent dans l'intervalle [0,1]. Ces valeurs représentent les degrés partiels d'appartenance de chaque valeur d'attribut dans les ensembles flous et les relations floues, qui ont représenté la préférence du choix des utilisateurs.

La mesure de similarité est une fonction des vecteurs de préférence et des priorités des utilisateurs. Ces priorités sont représentées en utilisant les poids reflétant l'importance relative des attributs dans le secteur spécifique du marché. Par exemple, dans l'expérience de Bonissone, les poids qui sont énumérés dans la colonne de poids peuvent être obtenus par des interviews d'experts employant les méthodes de comparaison des paires de SAATY. L'évaluation représentant le degré des attributs d'assortiment obtenu utilisant les fonctions d'appartenance ci-dessus, sont énumérées dans la colonne de préférence. Le produit des scores de préférence et les poids pour un attribut sont donnés dans la colonne de préférence pondérée. La mesure de similarité est alors obtenue comme dans le tableau 3.3. Avec la mesure de similarité, les comparables potentiels initiaux extraits sont rangées et alors un ou plusieurs candidats sont choisis parmi eux.



**Tableau 3.3 : Calcul des mesures de similarité**

Attribut	Sujet	Comparable	Comparaison	Préférence	Poids	Préférence Pondérée
Mois	X	6 Mois	6 Mois	0,67	0,222	0,1489
Distance	X	0,2 km	0,2 km	1.00	0,222	0,2222
Espace vert	2,000	1,800	90%	0,79	0,333	0,2633
Superficie du lot	20,000	35,000	175%	0,75	0,111	0,0367
chambre à coucher	à 3		0%	1	0,056	0,0556
Salle de bains	de 2,5	2	2,5>2	0,75	0,056	0,0417
Mesure de Similarité (somme des préférences/somme des poids)						0,768333

#### 5.1.4. Estimation des coûts de développement des logiciels

C'est un système intelligent développé par ALI IDRI [4], il a adopté pour cela un raisonnement par analogie auquel il a intégré la logique floue et les réseaux de neurones. Le système consiste en :

**1<sup>ère</sup> étape :** la description des projets logiciels par un ensemble d'attributs (numériques, linguistiques), dans le cadre des attributs linguistiques, le système à utiliser pour les représenter la logique floue entre autre la forme trapézoïde.

**2<sup>ième</sup> étape :** évaluation de la similarité entre un nouveau projet et des projets historiques, ces mesures de similarité opèrent sur deux niveaux « similarité individuelle, similarité globale ».

En effet la similarité individuelle a été évaluée en comparant les degrés d'appartenance de chaque attribut du cas courant et des cas historiques. Pour cela le système a utilisé les techniques d'agrégations suivantes (section 2.5) :

$$SV_j(P_1, P_2) = \begin{cases} \max_k \min(\mu_{A_k^j}(P_1), \mu_{A_k^j}(P_2)) & 3.15 \\ \max - \min \text{ aggregation} & \\ \sum_k \mu_{A_k^j}(P_1) \times \mu_{A_k^j}(P_2) & 3.16 \\ \text{som - produit aggregation} & \\ \min_k \max(1 - \mu_{A_k^j}(P_1), \mu_{A_k^j}(P_2)) & 3.17 \end{cases}$$

Où  $k$  : est le nombre d'ensembles flous pour chaque attribut ;  $j$  : est le numéro de l'attribut et  $\mu_{A_k^j}(P_1)$  est le degré d'appartenance de l'attribut  $j$  du projet  $P_1$  dans l'ensemble flou  $k$ .

La similarité globale est obtenue en agrégeant les similarités individuelles  $SV_j(P_1, P_2)$  en utilisant le quantificateur RIM (section (2.4.4.1)). Son implémentation est assurée par l'opérateur OWA (section (2.4.4.1)). Enfin la similarité globale entre deux projet sera calculée par :

$$S(P_1, P_2) = \sum_{j=1}^M w_j(P_1, P_2) SV_j(P_1, P_2) \quad 3.18$$

Où  $SV_j(C_1, C_2)$  est la  $j^{\text{ième}}$  similarité individuelle selon un ordre croissant et les poids  $w_j(P_1, P_2)$  sont calculés par l'équation (2.16)

Une fois la similarité globale calculée, le système intelligent devrait estimer le coût du cas courant. Pour cela il a utilisé une adaptation compositionnelle (section I.2) et l'estimation a été évaluée en utilisant la moyenne arithmétique pondérée :

$$\text{Cout}(C_i) = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{\text{Voisinage}}(S(P, P_i)) \times \text{Cout}(P_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_{\text{Voisinage}}(S(P, P_i))} \quad 3.19$$

Où  $\mu_{\text{Voisinage}}$  est le degré de similarité de  $P$  avec  $P_i$  et  $N$  le nombre cas sélectionné à partir de la base de cas.

Ce système a été validé axiomatiquement et empiriquement sur la base de cas des coûts des logiciels COCOMO'81.

### 5.1.5. Prévision Météorologique:

HANSEN et RIORDAN ont conçu un système de prévision météorologique basé sur les K-proches voisins flou [52]. La méthode des K-proches voisins floue est employée pour acquérir les connaissances, les cas temporels uniques indiquent la similarité significative entre les cas. Une telle connaissance est codée dans une fonction de mesure et employée de ce fait pour rechercher les k voisins les plus proches d'une grande base de données. Des prévisions pour le cas actuel sont faites à partir d'une médiane pondérée des résultats des K-proches voisins cas analogues passés. Des cas passés sont pondérés selon leur degré de similarité au cas actuel.

Des attributs numériquement décrits sont fuzzifiés via des fonctions d'appartenance dans des ensembles flous spécifiques avant d'être comparé. Le système des K-proches voisins flou adapte les ensembles flous aux attributs. Puisque nous recherchons les voisins les plus proches pour un cas particulier, les centres des ensembles triangulaires flous sont portés sur les valeurs d'attribut de ce cas particulier.

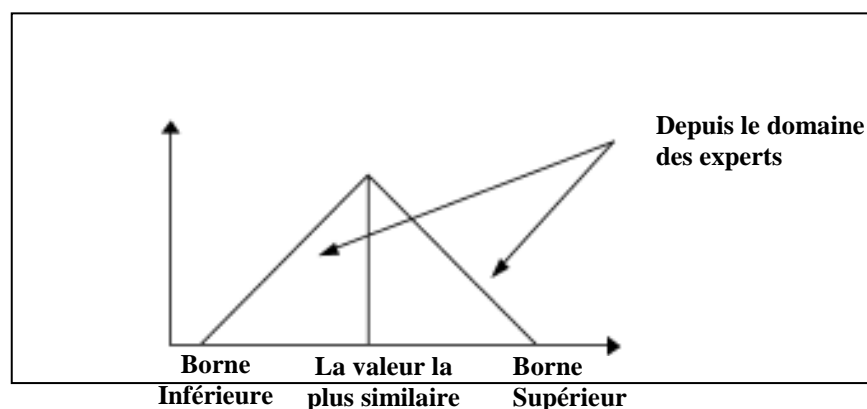
## 5.2 Un briefing sur les autres travaux dans le domaine

La similarité floue est proposée pour assurer une indexation efficace et une correspondance exacte [53], les données jugées pertinentes dans un cas sont transformées en termes floues basées sur les types de données «textuelle, simple, intervalle ou linguistique » [54], le RBC flou utilise les similarités évaluées de sorte que les similarités entre les attributs entre un ancien et un nouveau cas peuvent être des nombres floues comme 0.8, 0.4, 0.2 au lieu d'une correspondance booléenne exacte dans le RBC traditionnel , dans ce contexte divers travaux ont vu le jour entre autre [51] ont calculé la distance du centre de gravité entre deux fonctions d'appartenance floues comme similarité et a été appliqué dans la conclusion légale pour l'interprétation des jugements de la cour ZWICK, CARLSTEIN et BUDESCU ont proposé une fonction de similarité avec un paramètre de distance pour combiner les similarités de n-dimensions, des données floues [53].

Les recherches qui ont incorporé la logique floue dans l'adaptation et maintenance ont été réalisées par CORCHADO et TORRES en 2002, PORTINALE et MONTARI 2002 respectivement [55].

LIANG et SHI (2003) ont proposé diverses mesures numériques pour différencier les ensembles flous intuitifs et WANG a tous simplement proposé des mesures simples utilisant le maximum, minimum et les paramètres de distance pour définir la similarité entre deux ensembles flous ou deux nombre flous, DVIR et al par exemple ont dénoté un graphe simple de mesure de correspondance et ceci en suivant deux étapes [55] :

- **Fonction d'appartenance floue** : Les données peuvent être transformés en divers types (textuelle, simple, intervalle et linguistiques). Les transformations des valeurs simples, intervalles et linguistiques peuvent être des nombres flous qui seront traités avec des fonctions de correspondance floues. Quand la valeur originale d'attribut est une valeur simple ou une valeur linguistique, la fonction d'appartenance triangulaire sera conçue pour remplacer la valeur exacte de l'attribut pour la similarité et le degré des bornes seront définis par les experts .Maintenant si la valeur de l'attribut est représentée sous forme d'intervalle, la fonction d'appartenance trapézoïde sera utilisé pour décrire l'attribut et exécuter le processus de correspondance et la fonction de similarité (Figure 3.5)

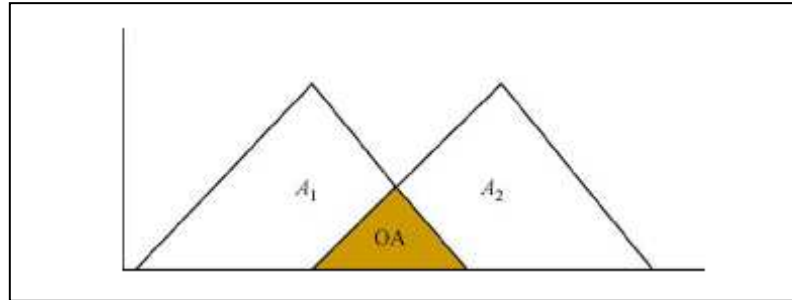


**Figure 3.5 :** La fonction d'appartenance floue triangulaire de l'attribut fuzzifié

- **Processus de correspondance** : après l'étape de fuzzification des valeurs de l'attribut du cas introduit, la prochaine étape est comment trouver la similarité du même attribut de l'ancien cas et du cas courant comme par exemple le cas suivant : A1 est l'espace de valeur d'un attribut avec une fonction d'appartenance et A2 est associé à la 2<sup>ème</sup> fonction d'appartenance, l'espace de chevauchement est dénoté OA (Figure 3.6). La similarité entre les attributs est définie comme suit

$$S_{A_1, A_2} = \min(OA/A_1, OA/A_2)$$

Si par exemple l'espace de chevauchement est nul entre  $A_1$  et  $A_2$ , ce qui indique naturellement qu'il n'y a de similarité entre les deux attributs



**Figure 3.6 : méthode de calcul de similarité en utilisant les espaces des fonctions d'appartenance.**

Dans la littérature existante sur le RBC, la logique floue a pu être intégrée dans les différentes phases du RBC, les dernières recherches essaient de combiner d'autres techniques telle que les colonies de fourmis les algorithmes de clustering avec la logique floue pour rendre le RBC encore plus puissant [53].

Un des derniers travaux fait en 2008, est un modèle RBCF pour les prévisions des ventes de carte d'impression industrielle [56].

## 6 . Conclusion

En ce chapitre nous avons expliqué diverses mesures de similarités et la notion de la théorie des ensembles flous pour les mesurer.

Ceci a été suivi de différents algorithmes et méthodes pour la détermination des poids de terme, la correspondance de cas, le choix de cas, et la recherche de cas.

En dernière partie on a essayé de faire un tour sur les systèmes RBCF les plus récents et qui ont donné des résultats satisfaisants.

Les systèmes de RBC floue montrent l'amélioration de l'exactitude de recherche de cas, manipulation des critères de sélection multiples, construisant une fonction d'appartenance de la préférence d'utilisateur, aussi bien que l'amélioration de capacité de l'adaptation. En particulier, l'utilisation de la fonction d'appartenance permet une plus grande exactitude dans la phase de sélection. La manipulation des critères de sélection multiples permet au système de détecter les problèmes potentiels pendant l'étape de sélection.

Dans le chapitre suivant, nous exploitons les diverses recherches faites dans le domaine de l'intégration de la logique flou dans le RBC, pour concevoir et implémenter un système permettant d'estimer la vulnérabilité sismique d'une construction.

En effet, ce système proposera une nouvelle approche d'intégration de la logique floue dans le RBC et utilisera plus particulièrement la méthode d'estimation des coûts de développement de logiciels de IDRI [4].

## **CHAPITRE 4**

### **DOMAINE D'APPLICATION : « VULNERABILITE DES CONSTRUCTIONS AU SEISME »**

#### 1 .Introduction

L'évaluation du risque sismique impose d'avoir une évaluation de l'aléa probable mais également une représentation de la qualité sismique du bâti [57] : c'est l'objectif des méthodes d'évaluation de la vulnérabilité sismique à grande échelle. Cette évaluation permet :

- (1) l'estimation des dommages occasionnés par un séisme de scénario,
- (2) permet l'estimation des coûts qui en résulterait,
- (3) contribue à la représentation à chaud et à froid de la distribution des effets sur une zone urbaine et
- (4) permet à froid d'identifier les bâtiments les plus vulnérables qui pourraient bénéficier d'un renforcement.

Cette évaluation est un exercice difficile car la quantité des ouvrages et la variabilité des types de constructions sont généralement importantes et la connaissance du comportement d'une structure ancienne est souvent impossible par manque d'informations disponibles. La plupart des méthodes disponibles ont été établies sur la base d'observations post-sismiques, recensant le niveau de dommage observé en fonction de la nature de la construction. [57]

C'est dans ce contexte que l'utilisation du raisonnement à base de cas s'avère nécessaire vu le manque d'experts dans le domaine. Cette technique permettra l'exploitation de la base de connaissances existantes des constructions afin de dégager pour les régions à grand risque sismique la vulnérabilité des constructions existantes. Cela empêchera ou réduira les risques d'un séisme en termes de pertes humaines et matérielles.

L'estimation de la vulnérabilité se base sur des paramètres dont la plupart sont des variables linguistiques définies par les experts, d'où la possibilité qu'elles soient pour la plupart vagues, incertaines, imprécises, et partielles. Dans notre travail nous préconisons l'introduction de la logique dans la représentation de ces paramètres.

L'importance de la tolérance des imprécisions tout au long du processus d'estimation de la vulnérabilité par analogie est due au fait que la vulnérabilité sismique des constructions est souvent décrite par des valeurs linguistiques plutôt que par des valeurs numériques.

## 2. Notions de base

Le processus d'urbanisation est un trait commun de développement des civilisations à travers l'histoire ; les communautés ont choisi de s'établir sur des sites à moindre risque, afin de concentrer leurs activités commerciales, politiques et culturelles. Mais durant l'histoire ces sites ont subi et subiront des catastrophes naturelles [58].

Les catastrophes naturelles ont des effets à court et long terme sur la population, sur les constructions et les infrastructures, et sur les activités économiques. Les catastrophes les plus dévastatrices sont les cyclones, les inondations, les tsunamis, les séismes, les glissements de terrains et les volcans [58].

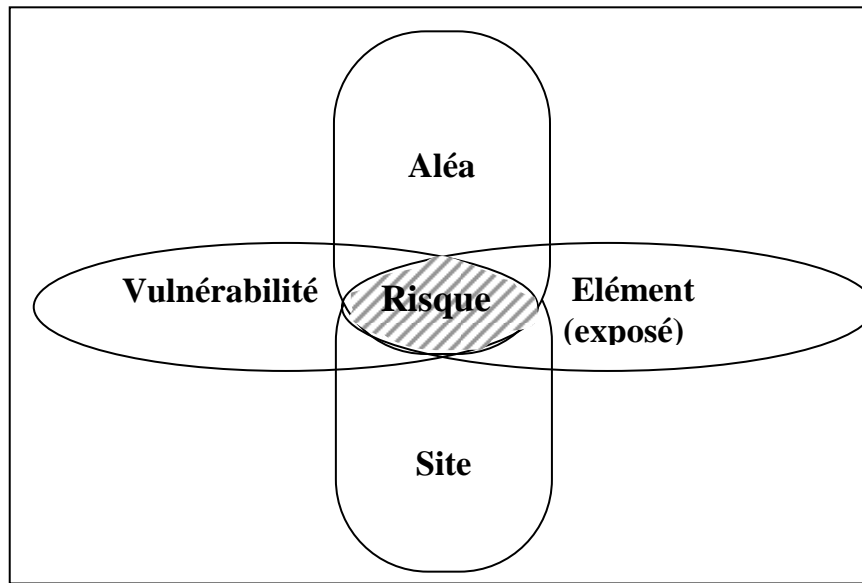
On définit, généralement un risque comme étant une corrélation entre l'aléa (le phénomène) et la vulnérabilité.

Les définitions données lors de la décennie internationale pour la prévention des catastrophes naturelles [59] sont :

1. **Risque** : C'est l'expression mathématique de perte en vies humaines, blessés, dommages aux biens et atteinte à l'activité économique au cours d'une période de préférence et dans une région donnée pour un aléa particulier.
2. **Aléa** : Il est défini comme étant l'événement menaçant ou probabilité d'occurrence dans une région (un site) et au cours d'une période donnée, d'un phénomène pouvant engendrer des dommages.
3. **Vulnérabilité d'un élément** est défini comme étant le degré de perte qu'il subit lors d'une catastrophe naturelle. Sa nature et son estimation varient selon que l'élément



représente une population, des structures sociales, des structures physiques, ou des actifs économiques.



**Figure 4.1 [59] : Un risque est une corrélation entre L'Aléa sur un site de la vulnérabilité de l'élément.**

Dans ce qui suit, nous nous intéressons à l'étude de la vulnérabilité sismique des constructions. C'est-à-dire que nous considérons que l'aléa sismique dans notre domaine d'application.

### 2.1 Vulnérabilité sismique des ouvrages

L'estimation des pertes sismiques est un champ de recherche qui se développe rapidement. Le besoin d'une estimation, efficace et fiable, de l'impact socio-économique des grands séismes s'impose. Après les tremblements de terre aux Etats-Unis et au Japon durant les années 90, le développement des systèmes d'information a donné de nouveaux outils puissants pour l'évaluation des pertes.

#### Définitions de la vulnérabilité sismique

Dans la littérature, la définition de la vulnérabilité sismique des bâtiments varie d'un auteur à un autre.

En effet, AMBRASEYS la définit comme étant le degré d'endommagement qu'infligerait un séisme de paramètre X (magnitude, intensité, amplitude,.....) à une construction donnée. En d'autres termes c'est la mesure du pourcentage d'endommagement relatif à chaque élément structural exprimée dans une échelle allant de zéro (pas d'endommagement) à l'unité (perte totale de l'élément) [60] et [61].

Et selon SANDI, la distinction est nécessaire entre la vulnérabilité observée,  $V_o$ , qui est évaluée à partir de l'observation de l'effet du séisme sur une construction, et la vulnérabilité prédite,  $V_p$ , qui est estimée à partir de la prédiction de l'effet qu'induirait un séisme futur sur le bâtiment. Cette définition est basée sur l'analyse du comportement de la structure en tenant compte de ses caractéristiques [60] et [61].

Alors que selon MADELAIGUE, NOCEVSKI, PETROVESKI et MILUTINOVIC, pour exprimer la vulnérabilité d'une construction, on doit tenir compte de ses caractéristiques intrinsèques (capacité, déformation, caractéristique des matériaux...), d'un ou plusieurs paramètres relatifs au séisme (intensité, magnitude,..) et de faire appel à une échelle d'endommagement [60] et [61].

En d'autres termes la vulnérabilité est le degré de perte occasionné à un élément ou à un ensemble d'éléments soumis à une probabilité donnée d'un phénomène naturel (le séisme) de magnitude donnée [60] et [61].

## 2.2 Méthode d'estimation de la vulnérabilité sismique

Généralement, la vulnérabilité sismique des bâtiments est définie comme étant le taux de dommages que puisse subir un bâtiment lors d'un tremblement de terre donnée [57].

Le degré de vulnérabilité sismique des bâtiments est fonction de leur implantation, de la nature du sol, du système structural, de la nature des matériaux de construction, de leur âge, etc.

Pour évaluer ce degré il faut donc classer ces constructions dans des classes bien définies en fonction de plusieurs paramètres influant sur leur comportement sismique [57].

En effet les retours d'expérience ont montré la grande influence des éléments structuraux et non structuraux sur la réponse sismique d'une structure [57].

En se basant sur ce principe, plusieurs méthodes d'estimation de la vulnérabilité ont été développées, en particulier la méthode de l'index de vulnérabilité a été établie pour la classification des constructions. Cette méthode est basée essentiellement sur l'affectation des scores de vulnérabilité par les experts pour chaque élément d'une structure, dans des versions récentes de cette méthode on a introduit le principe de la logique floue afin de tolérer l'imprécision dans les scores attribués.

### 2.2.1 Principe de la méthode de l'index de vulnérabilité

L'index de vulnérabilité « Iv » est un indicateur de l'état de la structure qui peut être estimé avant comme après l'occurrence de l'événement sismique. Il nous permet de connaître l'état des constructions d'une région et de les classer selon leur vulnérabilité. Cette méthode offre la possibilité d'une mise à jour pratiquement continue de la qualité sismique des bâtiments d'une région [57].

Les différents paramètres, pris en compte par cette méthode, sont classés en trois catégories. Chaque paramètre a une valeur numérique exprimant la qualité sismique des éléments structuraux et non structuraux influant sur le comportement. La somme des valeurs numérique de ces paramètres représente l'index de vulnérabilité « Iv » de la construction étudiée [57].

Un paramètre ne peut prendre qu'une seule valeur et représente ainsi la classe à la quelle appartient cette construction [57].

**1. Classe A :** dans cette catégorie sont classées les constructions ou les éléments réalisés selon le code parasismique en vigueur et donc présentent une bonne résistance au séisme.

**2. Classe B :** sont classées, dans cette catégorie, les constructions bâties sans tenir tout à fait compte des normes parasismiques lors de leur construction et qui présentent au moment de leur classification une assez bonne résistance.

**3. Classe C :** sont classées les constructions vétustes ou ayant une mauvaise résistance au séisme.

En résumé l'estimation de la vulnérabilité sismique des bâtiments se fait en passant par les étapes suivantes :

- Définition des différents paramètres influant sur le comportement sismique des constructions.
- Classement de ces paramètres, les uns par rapport aux autres, en fonction de l'importance de chacun d'eux par rapport à sa contribution dans la réponse sismique de la structure.
- Affectation à chaque paramètre, en fonction de sa classe, d'une valeur numérique «  $K_i$  » afin de le quantifier.
- Classification des bâtiments en fonction de leur index de vulnérabilité.

### 2.2.2 Les étapes de l'estimation de la vulnérabilité sismique

Comme il a été vu dans la section précédente l'estimation de la vulnérabilité est effectuée en prenant en considération un ensemble de paramètres. Le choix de ces derniers s'est fait sur la base des retours d'expériences sismiques en Algérie<sup>1</sup> et des études faites par un ensemble de chercheurs entre autre GUBBIO, FRULLI, BENEDETTI et al, BELLONI et PADAVON, qui ont montré que la description des dommages des constructions à travers l'index de vulnérabilité est satisfaisante [61].

Dans ce qui suit, nous allons expliciter ces paramètres [57] :

1. Système de contreventement : étudie le système de résistance principal.
2. Qualité du système de contreventement : la classification s'est faite selon
  - 1) Le type et la qualité des matériaux utilisés.
  - 2) La qualité d'exécution et l'état du système
3. Capacité sismique : la classification de ce facteur se fait en fonction d'un coefficient  $\alpha$  qui est défini comme étant le rapport entre la force de résistance des éléments structuraux de la structure et la force sismique du règlement RPA99.

---

<sup>1</sup> La définition des paramètres choisis pour l'application de la méthode de l'index de vulnérabilité est basée sur le Règlement Parasismique Algérien RPA99, modifié en 2003 [57]

4. Type du sol : la classification de ce paramètre repose sur les caractéristiques du sol.
5. Diaphragme horizontal : On entend par le paramètre diaphragme horizontal, le type du plancher. La classification de ce paramètre est en fonction du type et de l'état du plancher, ainsi que des matériaux utilisés.
6. Régularité en plan : la définition de la régularité en plan est en fonction de :
  - ✓ La distribution de la masse et de la rigidité.
  - ✓ La forme géométrique en plan.

Selon le RPA 99, la régularité en plan est assurée par les critères suivants [57]:

- ✓ Le bâtiment doit représenter une configuration sensiblement symétrique dans les deux directions pour la distribution des rigidités que pour celle des masses.
- ✓ A chaque niveau et pour chaque direction de calcul, la distance entre le centre de gravité des masses et le centre des rigidités ne dépasse pas 15% de la dimension du bâtiment, mesurée perpendiculairement à la direction de l'action sismique.
- ✓ La forme du bâtiment doit être compacte avec un rapport longueur/largeur du plancher inférieur ou égal à 4.
- ✓ Les planchers doivent présenter une rigidité suffisante ; vis-à-vis de celle des contreventements verticaux, pour être considérés comme indéformables dans leurs plans.
- ✓ La surface totale des ouvertures de plancher doit restée inférieure à 15% de la surface totale du plancher.

7. Régularité en élévation: Pour ce paramètre, les critères de classification, selon RPA 99 sont [57] :

- a. Le système de contreventement ne doit pas comporter l'élément porteur vertical discontinu dont la charge ne se transmet pas directement à la fondation.
- b. La raideur et la masse des différents niveaux restent constantes ou diminue progressivement et sans changement brusque de la base au sommet du bâtiment.
- c. Dans le cas de décrochement en élévation, la variation des dimensions en plan du bâtiment, entre deux niveaux successifs, ne doit pas dépasser 20% dans les deux directions.
- d. La plus grande dimension latérale du bâtiment n'excède pas 1,5 fois sa plus petite dimension.

8. Qualité des nœuds : on définit les nœuds, par la zone de connexion entre les éléments structuraux, c'est-à-dire la zone de l'union : fondation poteau, poteau poutre, fondation voile, etc. L'étude et la classification de ce paramètre sont fonction de l'état et de la qualité des zones de connexion des éléments structuraux.
9. Le phénomène du poteau court : la définition des classes se fait, dans ce cas, selon le rapport entre l'élément provoquant le phénomène du poteau court ( $h_i$ ) et la hauteur initiale de l'élément (H) :  $\beta = \frac{h_i}{H}$ .
10. Détail : on entend par détail, l'état et la qualité des éléments non structuraux qui peuvent influencer sur le comportement de la structure lors d'un séisme, ainsi que l'état des divers réseaux qui influent sur la fonctionnalité de la structure.

Les éléments, à prendre en considération, s'ils existent, sont :

- a. L'état des cloisons.
  - b. L'état des balcons.
  - c. L'état du garde corps.
  - d. L'état des escaliers.
  - e. L'état de l'acrotère.
  - f. L'état du réseau électrique.
  - g. L'état du réseau de gaz.
  - h. L'état du réseau d'assainissement.
  - i. L'état du réseau téléphonique.
  - j. L'état de la toiture.
11. Maintenance : les expériences sismiques ont montré l'importance de l'étude de ce facteur, car ce paramètre touche l'ensemble des éléments de la structure :
    - a. Les éléments résistants en élévation.
    - b. Les éléments non structuraux.
  12. Modifications : ce facteur tient compte des changements ou des anomalies apportées à la construction. Parmi ces changements, on peut citer les ajouts et / ou les suppressions des éléments des constructions, le changement de l'usage de la structure, l'augmentation importante de la charge permanente, etc. Ces facteurs ont pour effet une modification des forces appliquées à la structure. Ce qui peut

provoquer un changement dans le centre de masse et qui peut se traduire par une altération dans la réponse de la structure.

13. Entrechoquement : l'entrechoquement est l'interaction, entre deux structures adjacentes, dont l'effet du comportement sismique de l'une par rapport à l'autre, durant l'occurrence sismique est important.
14. Implantation de l'ouvrage : Un paramètre qui décrit l'endroit où est implantée la structure.

Le détail de ces paramètres et leurs classifications est décrit dans l'annexe B1.

Une fois ces paramètres décrits, il faudrait leur affecter des coefficients.

Le nombre de coefficient « Ki » est de trois ; chacun de ces coefficients étant associé à l'une des trois classes (A, B, C) définies précédemment.

Le coefficient « Ki » exprime le degré de vulnérabilité du paramètre. Le but de la méthode d'estimation de la vulnérabilité est de pouvoir dire qu'une structure présente une bonne, moyenne ou mauvaise tenue au séisme en utilisant l'index de vulnérabilité de cette dernière. **L'index de vulnérabilité « Iv » d'une construction s'exprime comme la somme des coefficients « Ki », que chaque paramètre prend en fonction de sa vulnérabilité, multiplié chacun par un facteur de pondération (wi).** Ainsi :

$$Iv = \sum_{i=1}^{14} w_i * K_i \quad (4.1)$$

Dans la littérature, la pondération « wi » est incluse des fois directement dans le coefficient « Ki », et dans ce cas wi=1 ce qui fut le cas pour les méthodes d'index de vulnérabilité des constructions en béton armé [57]. Mais pour les autres types de constructions « maçonnerie, portiques et mixte », cette pondération est assurée à part et indépendamment des facteurs « Ki » [61].

Dans la littérature, des méthodes d'évaluation de l'index de vulnérabilité ont utilisé la théorie de la logique floue [62] pour définir le degré d'appartenance d'une construction à une classe de vulnérabilité et assurer un passage progressif et non brusque entre les classes de vulnérabilité. L'une des premières méthodes à avoir utilisé la logique floue est la méthode **Echelle Macrosismique Européenne (EMS-98)** [63], il existe d'autres méthodes ayant utilisé la logique floue mais qui découlent toutes du même principe utilisé par EMS 98 entre autre de définir l'appartenance d'une construction à une classe de

vulnérabilité par un degré d'appartenance, la seule différence réside dans la définition du nombre de classes de vulnérabilité (EMS 98 définit 6 classes de A-E).

On définit dans le paragraphe suivant un bref aperçu sur la méthode EMS 98.

### 2.2.3 L'échelle macrosismique européenne EMS-98

Les échelles macrosismiques sont des fonctions de vulnérabilité basées sur l'observation de la vulnérabilité lors de séismes passés et sur le jugement d'experts. L'objectif premier de ces échelles est de mesurer la gravité d'une secousse sismique en fonction des effets observés dans une zone limitée mais elles peuvent également être utilisées pour des études de vulnérabilité [63].

Créée en 1992 sous la recommandation de la XXIII<sup>e</sup> Assemblée générale de la Commission sismologique européenne et révisée en 1998. On distingue 15 types de structures auxquelles on assigne la classe de vulnérabilité la plus probable parmi un total de six classes comme définie dans la figure 4.2 [63].

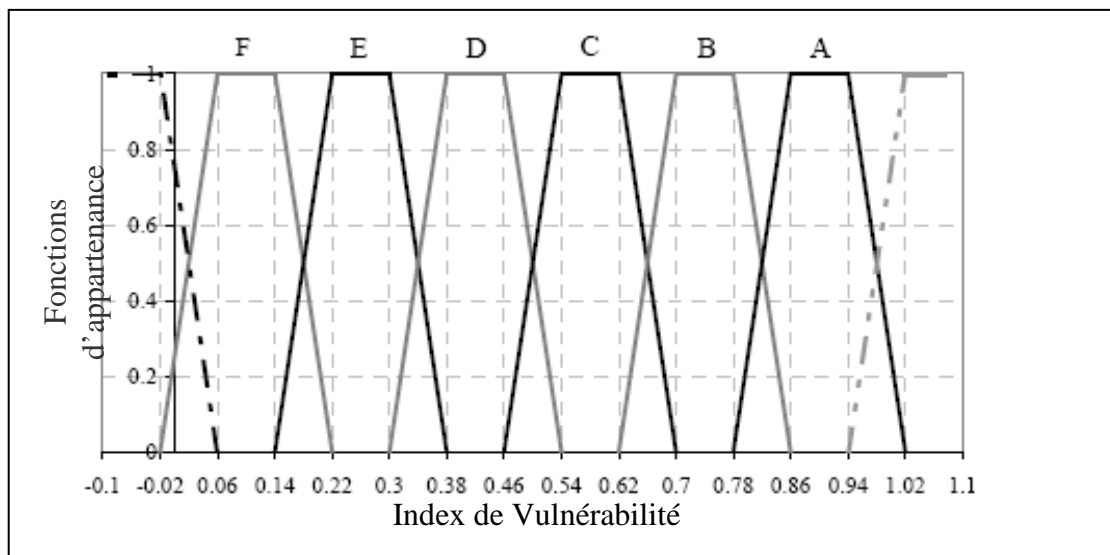
Type de structure	Classe de vulnérabilité					
	A	B	C	D	E	F
MAÇONNERIE	Moellon brut, pierre tout venant	○				
	Brique crue (adobe)	○	—			
	Pierre brute	○	—			
	Pierre massive			○	—	
	Non renforcée, avec des éléments préfabriqués			○	—	
	Non renforcée, avec des planchers en béton armé			○	—	
	Renforcée ou chaînée			○	—	
BÉTON ARMÉ	Ossature sans conception parasismique (CPS)			○	—	
	Ossature avec un niveau moyen de CPS			○	—	
	Ossature avec un bon niveau de CPS			○	—	
	Murs sans CPS			○	—	
	Murs avec un niveau moyen de CPS			○	—	
	Murs avec un bon niveau de CPS			○	—	
ACIER				○	—	
BOIS				○	—	

○ Classe de vulnérabilité la plus probable; — Intervalle probable;  
 ..... Intervalle de probabilité plus faible, cas exceptionnels

**Figure 4.2** Classes de vulnérabilité EMS-98 [63]



L'indice de vulnérabilité dans EMS 98, a été défini à travers la théorie des ensembles flous, pour représenter l'appartenance d'un bâtiment à une classe de vulnérabilité. Les valeurs numériques de l'index de vulnérabilité sont toutes arbitraires puisqu'elles sont seulement des scores pour mesurer d'une manière conventionnelle le comportement de bâtiment (elles représentent une mesure de la faiblesse d'un bâtiment au tremblement de terre) ; pour la simplicité un intervalle de  $[0,1]$  a été choisi, laissant couvrir tout le domaine du comportement de la construction à un séisme, les valeurs de l'index de vulnérabilité proches de 1 représentent les bâtiments les plus vulnérables et les valeurs proches de 0 représentent des structures conçues avec les règles parasismiques. Ainsi, l'appartenance d'un bâtiment à une classe spécifique de vulnérabilité peut être définie par cet index de vulnérabilité (Figure 4.3) ; Comme l'indique la Figure (4.3) les classes se chevauchent et le passage d'une classe à une autre classe se fait progressivement [64].



**Figure 4.3** Les fonctions d'appartenance de vulnérabilité pour les classes de vulnérabilité EMS 98 [64].

Enfin la logique floue a contribué aussi à définir l'interprétation des différentes limites entre les classes par des termes linguistiques : la plus probable classe, la classe possible, la classe peu probable c'est-à-dire si par exemple on a une construction qui a un degrés d'appartenance de 1 à la classe A et de 0.6 à la classe B et de 0.2 à la classe C on conclura alors que cette construction sa classe la plus probable est A, sa classe possible est B, sa classe peu probable est C.

Comme indiqué précédemment la méthode EMS-98 a certes utilisé la logique floue pour la représentation de l'index global de vulnérabilité de la construction, mais cette dernière présente des inconvénients : l'imprécision et l'incertitude n'a pas été prise en charge tout le long du processus d'estimation de l'index de vulnérabilité, elles furent introduites que lors de la représentation de l'index de vulnérabilité final. La prise en charge de ces dernières tout le long du processus d'estimation de l'index de vulnérabilité permettra une meilleure précision de l'estimation de la vulnérabilité.

Dans notre nouvelle approche l'utilisation de la logique floue dans l'estimation de la vulnérabilité ne sera pas dans la représentation des données mais dans leur interprétation c'est-à-dire leurs influences dans l'estimation de la vulnérabilité. En d'autres termes comme on le remarque dans la section 4.2.2.2, il n'y a que quatorze paramètres qui ont une influence directe sur le comportement de la structure vis-à-vis d'un séisme, chacun d'eux à un index de vulnérabilité qui lui permettra une classification dans une classe de vulnérabilité.

Cet index est estimé pour chacun sur la base d'un ensemble de facteurs (décrit dans l'annexe B.1) comme par exemple le paramètre détails regroupe les facteurs suivants : état des cloisons, état des balcons, état du garde corps, état de l'escalier, état de l'acrotère, état du réseau électrique, état du réseau gaz, état du réseau d'assainissement, état du réseau téléphonique, état de la toiture, pour chacun des facteurs on décrit trois états (bon, moyen, mauvais), la classification s'est faite pour ce paramètre par : classe A c'est la classe où plus des trois quarts des facteurs sont en bon état. Dans la classe B sont classées les structures où l'ensemble des facteurs de ce paramètre en bon état est compris entre la moitié et les trois quarts des éléments le composant. Dans la classe C, on trouve que parmi l'ensemble des éléments, moins de leur moitié est en bon état. Si on se refait à cette classification, si trois quarts des facteurs moins un sont bons ce paramètre est classé dans la classe B, alors que s'il a les trois quarts des éléments en bon état il est classé dans la classe A, le passage d'une classe à une autre est brusque et ne tolère pas l'imprécision. Pour remédier à cela, la logique floue a été introduite, et là chacun des paramètres est classé dans une classe de vulnérabilité avec un degré d'appartenance.

Après une vue générale sur la méthode d'estimation de la vulnérabilité par l'estimation de l'index, et comment la logique fut introduite pour cette estimation, il est temps d'explicitement la démarche suivie pour assurer une bonne estimation de la

vulnérabilité tout en se basant sur les principes utilisés dans la méthode décrite précédemment (EMS-98).

### 3. Approche adoptée pour l'estimation de la vulnérabilité

Nous proposons un système dénoté *Vulnérabilité floue*, dont l'objectif est de permettre la tolérance des imprécisions tout au long du processus d'estimation par analogie. Ce système permettra aussi la gestion des incertitudes au niveau de la vulnérabilité estimée. Pour être plus précis, nous avons adopté la méthode de IDRI [4] développée pour l'estimation des coûts de développement de logiciels que nous avons adapté à la méthode de l'index de vulnérabilité EMS-98 [62].

Pour cela, et comme dans un processus d'estimation dans un RBC classique, ce dernier transitera par les étapes suivantes :

- 1) Identification de la vulnérabilité sismique par un ensemble d'attributs ;
- 2) Similarité et adaptation
  - 2.1) Évaluation de la similarité entre une nouvelle construction et les cas historiques.
  - 2.2) Utilisation des vulnérabilités réelles des constructions les plus similaires à la nouvelle construction pour en déduire une estimation de sa vulnérabilité (adaptation).
- 3) Révision de la vulnérabilité estimée.
- 4) Retenir un nouveau cas (une nouvelle construction)

Nous allons dans ce qui suit expliciter chacune des étapes.

#### 3.1. Phase d'identification

L'objectif de cette étape est la description de la vulnérabilité sismique par un ensemble d'attributs.

La sélection des attributs qui décrivent *mieux* la vulnérabilité est une tâche complexe en estimation de vulnérabilité sismique d'une construction par analogie. En fait, comme il y a une variété de type de construction et pour chaque type de construction (béton armé, maçonnerie, portique, mixte...), nous avons une liste d'attributs, nous avons focalisé notre travail sur un seul type de construction : Les bâtiments en béton armé. La

liste des paramètres est au nombre de quatorze décrit dans la section (4.2.2.2), et chacun d'eux est jugé nécessaire à l'estimation de la vulnérabilité [57]. Les facteurs les décrivant sont détaillés dans l'annexe B.I, ces informations sont recueillies par les experts du CTC [57] dans une fiche technique (annexe B.2) qui contient tous les facteurs nécessaires à l'estimation de la vulnérabilité. Ces paramètres sont tirés, en partie, des méthodes d'évaluation de la vulnérabilité, complétés par d'autres paramètres dont l'influence sur le comportement global de la structure, donc sur sa réponse sismique, a été mise en évidence lors des retours d'expérience sismiques en Algérie [57].

Chaque paramètre a un indice de vulnérabilité estimé pour chacun d'eux à partir d'un ensemble de facteurs, cet indice sera mesuré par une valeur linguistique ( $A_k^j$ ). Chaque valeur linguistique, ( $A_k^j$ ), est représentée par un ensemble flou ayant une fonction d'appartenance  $\mu_{A_k^j}$ . Il est préférable que les ensembles flous associés aux valeurs linguistiques d'un attribut soit convexes, normaux et forment une partition floue (Section 2.2.3). Cette propriété garantit que les ensembles flous se chevauchent entre eux, deux à deux. Dans notre cas les valeurs linguistiques utilisées explicitement sont (bas, moyen, élevé), bas représente une vulnérabilité faible formellement décrite par la classe A, moyen représente une vulnérabilité moyenne formellement décrite par la classe B, élevé représente une forte vulnérabilité au séisme décrite formellement par la classe C.

Pour la représentation des fonctions d'appartenance on a utilisé la forme trapézoïde, ce choix est justifié par la simplicité de la forme du trapèze et elle décrit clairement l'intervalle de chaque ensemble flou.

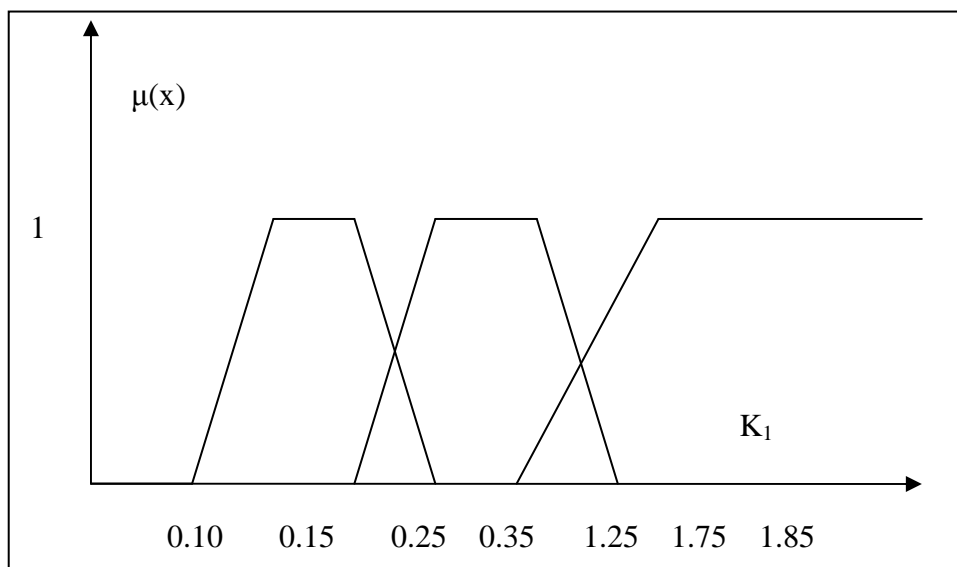
Nous allons décrire pour chacun des paramètres les fonctions d'appartenance de l'indice de vulnérabilité de chaque paramètre en se basant sur les principes de la logique floue décrits dans la section (2.4):

✓ *Système de contreventement :*

- i. Domaine de valeurs : 0 - 2.25
- ii. Termes linguistiques

N° d'ordre	Terme linguistique	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>D</i>
1	Bas	0.10	0.15	0.25	0.35
2	Moyen	0.25	0.75	1.25	1.75
3	Elevé	1.25	1.85	2.25	0

- Représentation graphique



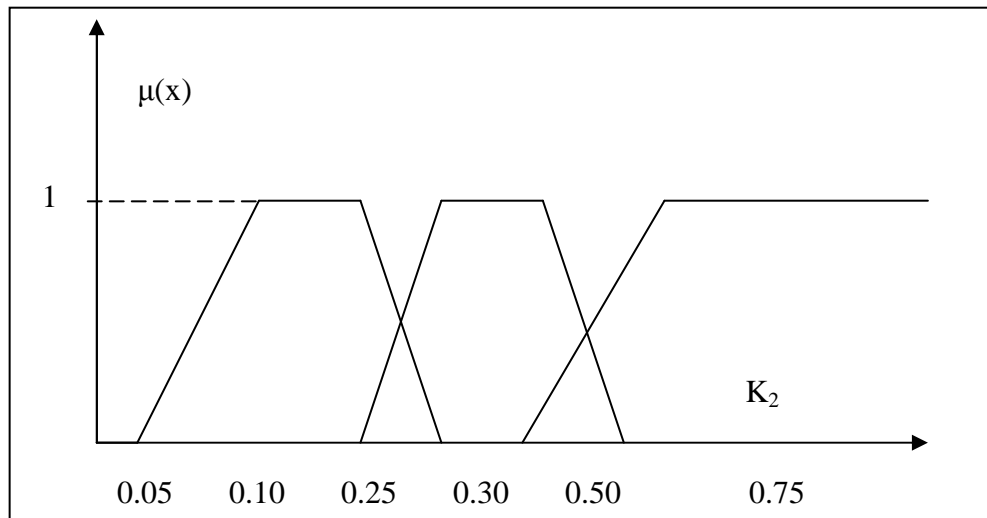
**Figure 4.4 :** Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre système de contreventement.

✓ *Qualité du système de contreventement*

- i. Domaine de valeurs : 0 – 0.75
- ii. Termes linguistiques

N° d'ordre	Terme linguistique	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>D</i>
1	Bas	0.05	0.10	0.25	0.30
2	Moyen	0.25	0.40	0.50	0.60
3	Elevé	0.50	0.65	0.75	0

- Représentation graphique



**Figure 4.5** Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre qualité du système de contreventement

Remarque :

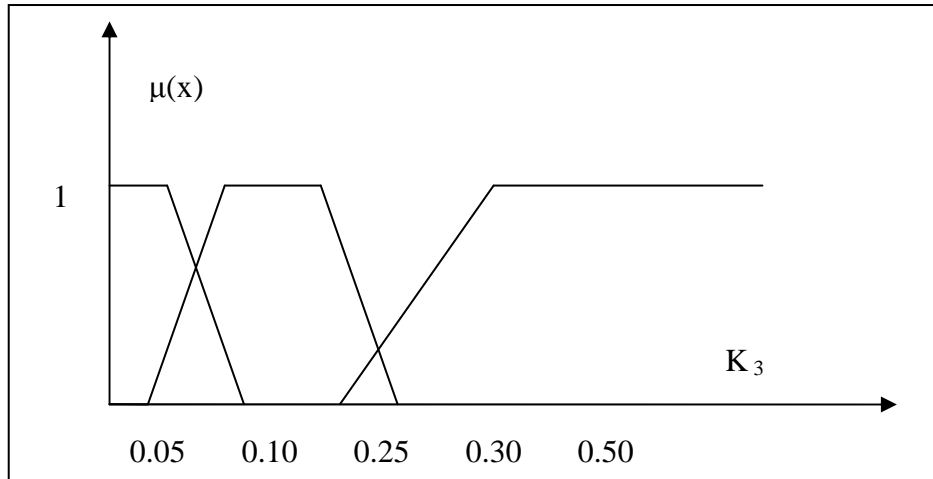
La représentation de l'indice de vulnérabilité pour les attributs : Type du sol, Diaphragme horizontal, Régularité en plan, Qualité des nœuds, Phénomène du poteau court, Détails ou état des éléments non structuraux, Modifications, Entrechoquement, et Implantation de l'ouvrage est la même que celle du paramètre qualité du système de contreventement puisqu'il ont le même intervalle de discours et les mêmes valeurs de  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $d$  limites des classes A, B, C.

✓ **Capacité Sismique :**

- i. Domaine de valeurs : 0 – 0.5
- ii. Termes linguistiques

N° d'ordre	Terme linguistique	$a$	$b$	$c$	$D$
1	Bas	0.00	0.00	0.05	0.10
2	Moyen	0.05	0.15	0.25	0.30
3	Elevé	0.25	0.40	0.50	0

- Représentation graphique



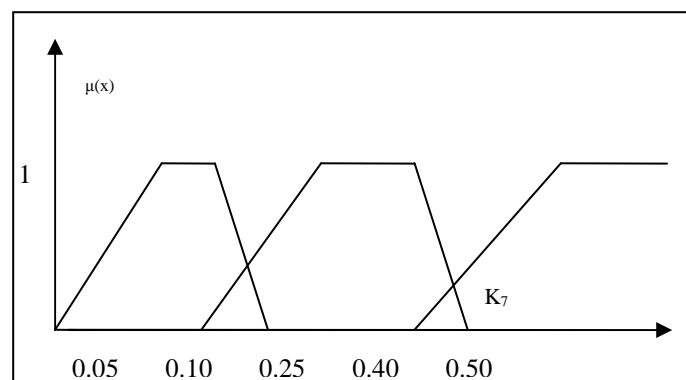
**Figure 4.6** Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre capacité sismique.

✓ *Régularité en élévation :*

- i. Domaine de valeurs : 0 – 1.75
- ii. Termes linguistiques

N° d'ordre	Terme linguistique	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>D</i>
1	Bas	0.00	0.15	0.25	0.40
2	Moyen	0.25	0.50	0.75	0.90
3	Elevé	0.75	1.25	1.75	0

- Représentation graphique



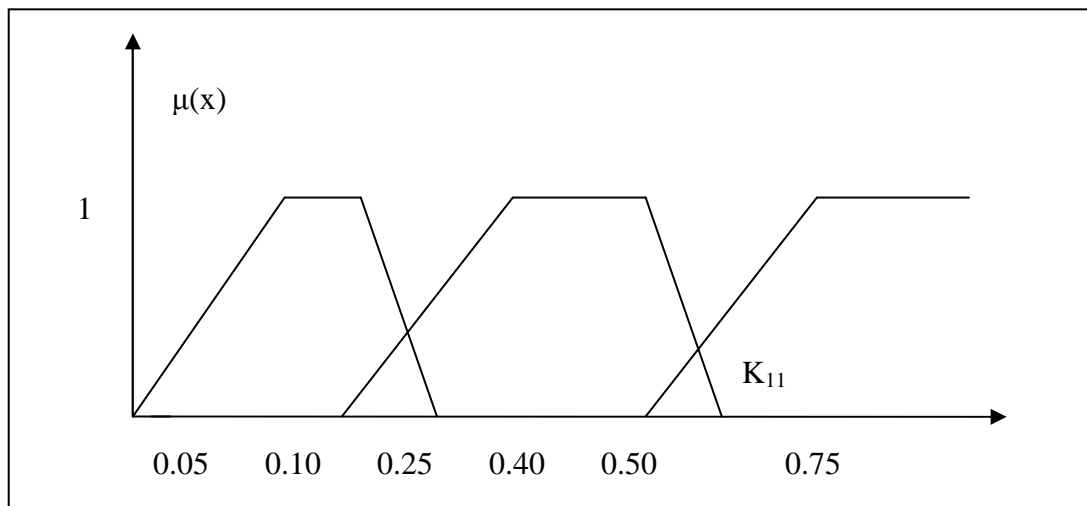
**Figure 4.7** Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre régularité en élévation

## 7. Maintenance

- i. Domaine de valeurs : 0 – 1.25
- ii. Termes linguistiques

N° d'ordre	Terme linguistique	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>D</i>
1	Bas	0.00	0.15	0.25	0.40
2	Moyen	0.25	0.50	0.75	0.90
3	Elevé	0.75	1.00	1.25	0

- Représentation graphique



**Figure 4.8** Représentation graphique des classes de vulnérabilité du paramètre Maintenance.

Maintenant que les fonctions d'appartenance sont déterminées, il faudrait décrire pour chacune la variable d'entrée  $x$  ( $K_i$ ) : pour certains paramètres cette donnée est obtenue à partir des différents facteurs d'une façon observable comme c'est le cas du paramètre système de contreventement, mais pour d'autres d'une façon calculable comme c'est le cas de la capacité sismique, diaphragme horizontal.....

Pour la 1<sup>ière</sup> façon un  $K_i$  est donné selon l'influence de chacun des facteurs sur la vulnérabilité par exemple : système de contreventement, si ce dernier est composé du



facteur portiques autostables avec remplissage en maçonnerie rigide alors  $K_1 = 0.25$ , si il est composé de voiles porteur  $K_1 = 0.20, \dots$

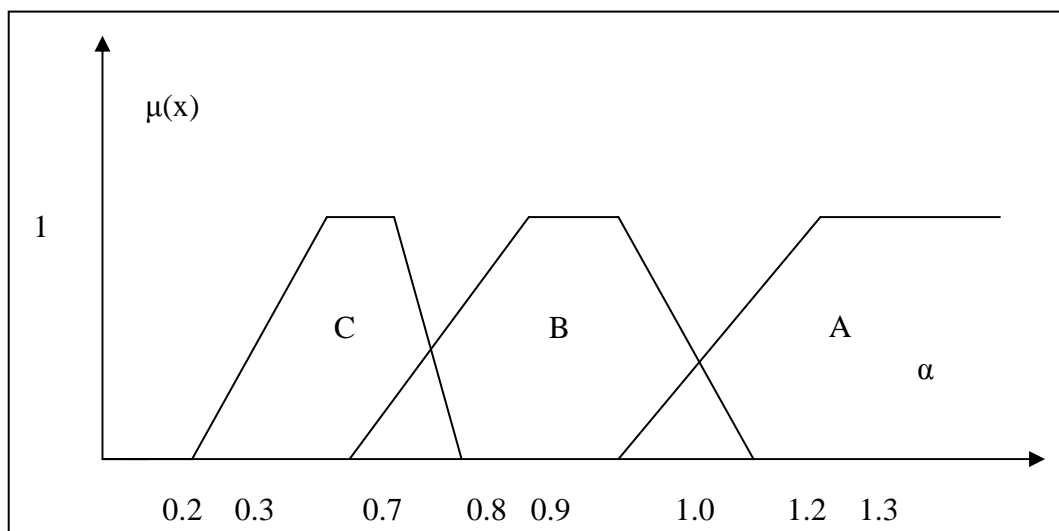
Pour la 2<sup>ème</sup> façon, on l'explique par un exemple : La capacité sismique est obtenue en déterminant un facteur  $\alpha$ , ce facteur est calculé par la méthode décrite en annexe B.I, comme indiqué dans l'annexe B.I, cette valeur a trois intervalles si  $\alpha > 1.2$  alors le paramètre correspondant est classé dans la classe A, si  $0.7 < \alpha \leq 1.2$ , le paramètre capacité sera classé dans la classe B, si maintenant  $\alpha \leq 0.7$  alors le paramètre sera classé dans la classe C, mais ce classement se fera par un degré d'appartenance comme suit :

Capacité sismique  $\alpha$  :

- i. Domaine de valeurs : 0- 2
- ii. Termes linguistiques :

N° d'ordre	Terme linguistique	$a$	$b$	$c$	$d$
1	Bas	1.0	1.2	1.30	0
2	Moyen	0.7	0.90	1.00	1.2
3	Elevé	0.20	0.50	0.70	0.80

- Représentation graphique



**Figure 4.9** Représentation graphique des classes de vulnérabilité de  $\alpha$

Après avoir calculé  $\alpha$ , on calcule son degré d'appartenance aux différentes classes, on prend le degré d'appartenance le plus élevé qui nous indique alors la classe à qui il appartient, cette valeur serait alors le degré d'appartenance du  $K_3$  à la classe correspondante. Exemple  $\alpha = 0.44$ ,  $\mu_C=0.8$ ,  $\mu_B=0$ ,  $\mu_A=0$ , alors le degré d'appartenance de  $K_3$  est de 0.8 dans la classe C. et donc sa classe la plus probable est la classe C.

Pour  $K_4$  (Type de sol) ce dernier est calculé en transitant par les mêmes étapes que  $K_3$  (capacité sismique):

- i. Domaine de valeurs : 0-900 m/s
- ii. Termes linguistiques

N° d'ordre	Terme linguistique	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>
1	Bas	800	900	1000	0
2	Moyen	400	600	800	900
3	Elevé	100	200	400	500

De la même manière que  $K_{10}$  (Détails) qui est obtenue comme  $K_3$  (capacité sismique) et  $K_4$  (Type de sol) sauf que là c'est un taux qui est calculé comme suit : Ce taux représente le nombre d'éléments non structuraux en bon état sur le nombre total des éléments constituant le paramètre détail.

- i. Domaine de valeurs : 0- 1
- ii. Termes linguistiques :

N° d'ordre	Terme linguistique	<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>
1	Bas	0.75	0.85	1.00	0
2	Moyen	0.50	0.70	0.75	0.80
3	Elevé	0.00	0.00	0.50	0.60

Les paramètres ayant un  $K_i$  obtenu à partir des données observables sont : système de contreventement, qualité du système de contreventement, diaphragme horizontal, régularité en plan, régularité en élévation, qualité des nœuds, entrechoquement, implantation de l'ouvrage.

Les paramètres ayant un  $K_i$  obtenu à partir des données calculables sont : Capacité sismique, Le phénomène du poteau court, Détails, Maintenance, Modifications, Type du sol.

Afin de prendre en considération l'importance de chaque attribut dans le processus d'estimation, nous affectons des poids de pondération aux attributs sélectionnés,  $u_j$ . Ces poids dépendent des opinions des experts [65], certes ces opinions sont subjectives mais, selon l'étude faite par [65], ces valeurs sont obtenues à partir d'études statistiques faites sur une variété de constructions qui ont pu estimer le taux d'influence de chaque paramètre (1-11) sur l'évaluation de l'index de vulnérabilité globale, les poids des paramètres de (12-14) ont été estimés par [57]. Les paramètres avec leurs poids respectifs sont décrits dans le tableau 4.1

**Tableau 4.1 Poids des paramètres**

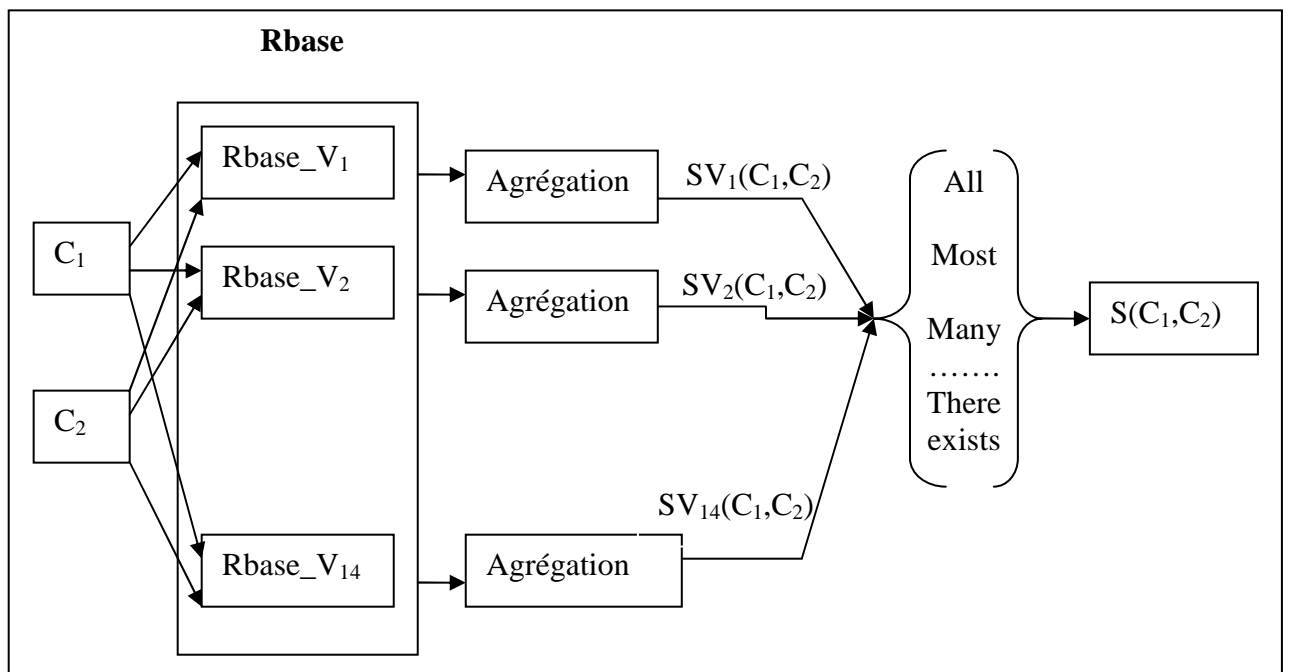
N°	Nom de l'attribut	Poids de l'attribut
1	Système de contreventement	4
2	Qualité du système de contreventement	1
3	La capacité sismique	1
4	Type de sol	1
5	Diaphragme horizontal	1
6	Régularité en plan	1
7	Régularité en élévation	2
8	Qualité des nœuds	1
9	Phénomène du poteau court	1
10	Détails	1
11	Maintenance	2
12	Modifications	1
13	Entrechoquement	1
14	Implantation de l'ouvrage	1

Une fois le degré d'appartenance obtenu pour chaque paramètre et la définition du poids, on passe à la deuxième phase du CBR flou, L'évaluation de la similarité qui se fera pour notre système vulnérabilité floue en deux phases : similarité individuelle, similarité globale.

### 3.2 Evaluation de la similarité

Le choix d'une mesure pour évaluer la similarité entre deux constructions est très important dans le processus de vulnérabilité par analogie. En effet, les constructions sont ordonnées en fonction de leur degré de similarité avec la nouvelle construction. Dans le RBC classique, pour évaluer la similarité entre les cas, On utilise souvent la distance Euclidienne dans le cas des valeurs numériques et la distance d'Égalité dans le cas des valeurs linguistiques. En logique floue, une mesure de similarité est une fonction à valeurs dans l'intervalle  $[0,1]$ . Elle doit être réflexive et symétrique [3], [27].

Comme l'estimation de la vulnérabilité d'une construction utilise des valeurs linguistiques, nous avons utilisé pour cela un ensemble de mesures qui intègrent dans leurs processus de mesurage des concepts et des outils de logique floue. Ces mesures évaluent la similarité globale entre deux constructions  $C_1$  et  $C_2$ , en combinant les similarités individuelles associées aux différents attributs  $V_j$  décrivant  $C_1$  et  $C_2$ ,  $SV_j(C_1, C_2)$  (Figure 4.10)



**Figure 4.10** Processus de mesure de la similarité entre la vulnérabilité de deux constructions

### 3.2.1 Similarité individuelle

Cette étape consiste à évaluer la similarité entre deux constructions  $C_1$  et  $C_2$  selon chaque attribut  $V_j$ ,  $SV_j(C_1, C_2)$ . Du fait que chaque attribut  $V_j$  est mesuré sur une échelle composée de valeurs linguistiques qui sont représentées par des ensembles flous (Etape d'identification),  $SV_j(C_1, C_2)$  doit exprimer l'égalité floue entre  $C_1$  et  $C_2$  selon l'attribut  $V_j$ .

Cette égalité floue est représentée par un ensemble flou ayant une fonction d'appartenance à deux variables :  $V_j(C_1)$  et  $V_j(C_2)$ . En logique floue, ce genre d'ensemble flou est nommé une relation floue. De telles relations expriment souvent une association ou une corrélation entre les éléments de l'espace produit. Dans notre cas, la relation floue représente l'affirmation suivante :  $C_1$  et  $C_2$  sont approximativement égaux selon l'attribut  $V_j$ . Nous désignons cette relation par  $R_{\approx}^{V_j}$ .

$R_{\approx}^{V_j}$  est une combinaison d'un ensemble de relations floues  $R_{\approx k}^{V_j}$ . Chaque  $R_{\approx k}^{V_j}$  représente l'égalité floue selon l'une des valeurs linguistiques  $A_k^j$  associée à  $V_j$ . Ainsi  $R_{\approx k}^{V_j}$  représente la règle floue Si-Alors dont la prémisse et la conséquence sont deux propositions floues :

$$R_{\approx k}^{V_j} : \text{Si } V_j(C_1) \text{ est } A_k^j \text{ alors } V_j(C_2) \text{ est } A_k^j$$

Par conséquent, pour chaque attribut  $V_j$ , nous avons une base de règles floues ( $R_{\text{base}}_{V_j}$ ) contenant le même nombre de règles que celui de valeurs linguistiques associées à  $V_j$ . Chaque  $R_{\text{base}}_{V_j}$  exprime l'égalité floue de deux constructions  $C_1$  et  $C_2$  selon l'attribut  $V_j$ ,  $SV_j(C_1, C_2)$ . La base de règle  $R_{\text{base}}$  est composée de toutes les bases  $R_{\text{base}}_{V_j}$ . Elle exprime donc l'égalité floue selon tous les attributs  $S(C_1, C_2)$ .

$SV_j(C_1, C_2)$  est déterminée en combinant toutes les règles floues de la base  $R_{\text{base}}_{V_j}$ . Afin d'obtenir la relation floue  $R_{\approx}^{V_j}$ . Donc  $SV_j(C_1, C_2)$  n'est en fin de compte que la fonction d'appartenance de la relation floue. La combinaison d'un ensemble de règles floues pour obtenir une seule relation floue est réalisée de différentes façons selon la fonction utilisée pour représenter les implications contenues dans ces règles floues (Section 2.5). En utilisant les formules (3.15) et (3.16) on obtient les formules (4.2) et (4.3) adaptées à notre système:

$$SV_j(C_1, C_2) = \begin{cases} \max_3 \min(\mu A_k^j(C_1), \mu A_k^j(C_2)) & (4.2) \\ \text{max - min aggregation} \\ \sum_3 \mu A_k^j(C_1) \times \mu A_k^j(C_2) & (4.3) \\ \text{som - produit aggregation} \end{cases}$$

Ou  $SV_j(C_1, C_2)=1$  signifie que les deux constructions sont parfaitement similaires selon l'attribut  $V_j$ ,  $SV_j(C_1, C_2)=0$  signifie que  $C_1$  et  $C_2$  ne sont pas similaires et  $0 < SV_j(C_1, C_2) < 1$  signifie que  $C_1$  et  $C_2$  sont partiellement similaires selon  $V_j$  toujours.

Pour mieux comprendre le calcul de la similarité individuelle, on l'illustre par un exemple : soit deux constructions  $(C_1, C_2)$  à comparer, après identification, on calcule leur similarité au niveau de chaque attribut. Supposons que pour  $C_1$ , les degrés d'appartenances du 1<sup>ier</sup> paramètre système de contreventement pour chaque ensemble flou (bas, moyen et élevé) sont  $\mu A_1^1(C_1) = 0,80$ ,  $\mu A_2^1(C_1) = 0,20$ ,  $\mu A_3^1(C_1) = 0$  respectivement ; Pour  $C_2$  les degrés d'appartenance pour le même paramètre sont  $\mu A_1^1(C_2) = 0,70$ ,  $\mu A_2^1(C_2) = 0,30$ ,  $\mu A_3^1(C_2) = 0$  respectivement ; en appliquant par exemple la formule (4.2)  $SV_1(C_1, C_2)$  sera égale =  $Max(\min(0,80;0,70), \min(0,2;0,3), \min(0;0)) = 0,7$  ; donc la similarité individuelle  $(C_1, C_2) = 0,7$  et on refait le même processus pour tous les autres paramètres.

### 3.2.2 Similarité globale

La similarité entre deux constructions  $C_1$  et  $C_2$   $S(C_1, C_2)$  est évalué en combinant les similarités individuelles  $SV_j(C_1, C_2)$ , par un quantificateur linguistique tel que all, most, many, at-most  $\alpha$  et there exists.. Ce genre de quantificateur est appelé RIM (Section 2.4.4). Ceci implique que la similarité globale croit en fonction du nombre de similarités individuelles satisfaites. Par exemple la similarité globale entre deux constructions ayant cinq similarités individuelles satisfaites serait plus grande que celle entre deux constructions ayant seulement trois similarités individuelles satisfaites. Le quantificateur RIM, noté  $Q$ , indique la proportion des similarités individuelles nécessaires pour une meilleure évaluation de la similarité globale. Donc, la similarité globale entre deux constructions  $C_1$  et  $C_2$  est définie par l'une des expressions informelles suivantes :

$$S(C_1, C_2) = \begin{cases} \text{allof}(SV_j(C_1, C_2)) \\ \text{mostof}(SV_j(C_1, C_2)) \\ \text{manyof}((SV_j(C_1, C_2))) \\ \dots\dots\dots \\ \text{therexitsof}(SV_j(C_1, C_2)) \end{cases} \quad 4.4$$

L'implémentation du quantificateur RIM de l'équation 4.4 est assurée par un opérateur OWA (Section (2.4.4.1)). Il est nécessaire de retrouver le vecteur W qui sera associé au quantificateur Q. Donc, la similarité globale entre deux constructions  $C_1$  et  $C_2$  est calculée par l'équation (3.18), elle devient dans notre cas :

$$S(C_1, C_2) = \sum_{j=1}^{14} w_j(C_1, C_2) SV_j(C_1, C_2) \quad 4.5$$

Ou  $SV_j(C_1, C_2)$  est la  $j^{\text{ième}}$  similarité individuelle selon un ordre croissant .

La procédure utilisée pour retrouver le vecteur W associé à un quantificateur RIM, Q, est composée de deux étapes ([66] [67]). La fonction d'appartenance associée à Q est monotone croissante  $Q(0)=0$  et  $Q(1)=1$ . Deuxièmement les poids  $w_j(C_1, C_2)$  sont calculés par l'équation (2.16).

Pour mieux comprendre l'étape d'implémentation du quantificateur RIM, on l'illustre par un exemple. Considérons deux cas  $C_1$  et  $C_2$  décrits par quatre variables  $V_1$ ,  $V_2$ ,  $V_3$  et  $V_4$ . Les poids  $u_k$  associés à ces quatre variables sont respectivement 1, 0.6, 0.5 et 0.9. Le quantificateur RIM choisi est  $Q(x)=x^2$ . Supposons que l'évaluation des similarités individuelles entre  $C_1$  et  $C_2$  a donné respectivement 0.7, 1, 0.5, 0.6. Le tri croissant des similarités individuelles deviendrait alors :

- ✓ Similarité individuelle selon  $V_2$ ,  $u_2=0.6$ .
- ✓ Similarité individuelle selon  $V_1$ ,  $u_1=1$ .
- ✓ Similarité individuelle selon  $V_4$ ,  $u_4=0.9$
- ✓ Similarité individuelle selon  $V_3$ ,  $u_3=0.5$ .

La somme des poids  $T=3$ , les poids  $w_j$  sont obtenus en appliquant (2.16) :

$$W_1(C_1, C_2) = Q(0.6/3) - Q(0/3) = 0.04 ; W_2(C_1, C_2) = Q(1.6/3) - Q(0.6/3) = 0.24 ;$$

$$W_3(C_1, C_2) = Q(2.5/3) - Q(1.6/3) = 0.41 ; W_4(C_1, C_2) = Q(3/3) - Q(2.5/3) = 0.31.$$

Ainsi la similarité globale entre  $C_1$  et  $C_2$  est égale à 0.609  
( $0.609 = 0.04 * 1 + 0.24 * 0.7 + 0.41 * 0.6 + 0.31 * 0.5$ )

### 3.2.3 Phase d'adaptation

Le but de cette étape est de déduire une estimation de la vulnérabilité sismique d'une construction  $C$ , en utilisant les vulnérabilités réelles des constructions les plus similaires à  $C$ .

La vulnérabilité d'une construction  $C_i$  est étroitement similaire à  $C$  si son degré de similarité à  $C$  est approximativement égal à 1. La qualification étroitement similaire sera représentée par un ensemble flou dans l'intervalle  $[0,1]$ . Présentons un exemple, toute construction ayant un degré de similarité avec  $C$  supérieur ou égal à 0.8, contribuera à l'estimation de la vulnérabilité de  $C$ , la contribution de chaque construction  $C_i$  est pondérée par  $\mu_{voisinage}(S(C, C_i))$ ,  $\mu_{voisinage}(S(C, C_i))$  représente le degré de similarité  $C_i$  est étroitement similaire à  $C$ .

**Vulnérabilité floue** utilise une adaptation compositionnelle, la vulnérabilité sera calculée en utilisant la formule (3.19). Les poids sont les degrés de similarité ou les rangs selon leurs degrés de similarité à  $C$ . Les poids, dans notre contexte, seraient les degrés d'appartenance à l'ensemble flou représentant la qualification étroitement similaire :

$$\text{Vulnérabilité}(C) = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{voisinage}(S(C, C_i)) \times \text{Vulnérabilité}(C_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_{voisinage}(S(C, C_i))} \quad 4.6$$

Où  $N$  est le nombre de construction qui vérifie la qualification étroitement similaire (dans notre exemple les constructions ayant des degrés d'appartenance supérieur à 0.8).

### 3.3. Phase de révision

La phase de révision doit permettre d'évaluer la solution proposée et de mettre en œuvre un processus de réparation. La phase de révision consisterait donc à tester si le degré



de vulnérabilité proposé par le système, pour une construction donnée, a été correct. En fait, cela signifierait qu'une construction qui a été classé A (Non Vulnérable) a bien résisté après un séisme. Inversement une construction classée C (Vulnérable) n'a pas résisté après un séisme. Ce test pourrait prendre des mois voire des années pour une réponse définitive. Pour cela, notre système ne prend en charge cette phase.

### 3.4. Phase Retenir

Cette phase est peut être la phase la plus sensible du cycle de raisonnement à base de cas. En fait la cohérence de la base de cas ne peut être maintenue que si cette phase est menée correctement. Les utilisateurs de notre système *Vulnérabilité floue*, qui sont les seuls concernés par la retenue des cas, doivent donc avoir conscience de la délicatesse des opérations de mise à jour de la base.

Un nouveau cas sera ajouté à la base que si après calcul des mesures de similarité entre ce cas et ceux de la base, l'expert juge qu'il n'existe pas de cas similaire ou assez proche de ce nouveau cas. Pour cela, l'expert a accès à des formulaires électroniques. Un formulaire est composé de zones de saisie. Ces zones correspondent aux attributs constituant le cas de la base. Une fois saisis, le système doit pouvoir extraire les informations des formulaires et les intégrer dans la base de cas.

## 4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une description générale de la vulnérabilité sismique et de la méthode index de vulnérabilité permettant de l'évaluer. En second lieu nous avons cité une méthode utilisant la logique floue pour l'estimation de la vulnérabilité (EMS- 98). Dans le dernier axe on a enfin décrit l'approche adoptée. Cette dernière permet la tolérance de l'imprécision. Ainsi dans sa première phase d'identification des constructions, elle représente l'influence des paramètres sur la vulnérabilité de la construction par des ensembles flous. Dans la seconde phase de l'évaluation, l'approche adopte des mesures de similarités basées sur les techniques d'agrégations floues et les quantificateurs linguistiques. Dans la phase d'adaptation, l'approche utilise la valeur linguistique étroitement similaire pour définir les constructions qui seront utilisées pour déduire une estimation de la vulnérabilité pour la nouvelle construction.

Dans cette approche nous avons choisi une méthode d'estimation permettant la tolérance des imprécisions et la gestion des incertitudes.

Dans le chapitre qui suit nous allons essayer de valider cette approche sur une base de cas constituée d'un ensemble de constructions en béton armé.

## CHAPITRE 5

# VALIDATION ET DISCUSSION DES RESULTATS

### 1. Introduction

La validation empirique de notre système *vulnérabilité floue* consiste en l'évaluation de la précision des estimations de la vulnérabilité sur une base de constructions déjà existantes et déjà estimées. Dans notre cas, nous utilisons les cas d'un canevas d'expertise de Tlemcen et de Blida pour évaluer la précision des estimations de notre approche *Vulnérabilité floue*. Cette évaluation utilise le prototype logiciel *Vulnérabilité floue* qui implémente notre approche.

En effet, nous identifions quatre critères qu'un modèle d'estimation en RBC doit satisfaire pour être considéré comme un modèle intelligent : (1) il doit fournir des estimations proches des valeurs réelles de la vulnérabilité; (2) il doit tolérer les imprécisions au niveau de la description des constructions; (3) il doit gérer les incertitudes au niveau des estimations fournies ; (4) il doit être capable d'apprendre [68].

Notre système *vulnérabilité floue* prend en charge les trois premiers critères. Ceci sera confirmé dans les paragraphes suivants.

### 2. Validation Empirique

La base utilisée est tirée d'un canevas d'expertise, elle est constituée de 50 constructions en béton armé. L'estimation de la vulnérabilité de chaque construction est évaluée comme indiqué précédemment dans la section (4.2). Cette estimation utilise quatorze paramètres tels que système de contreventement, qualité sismique, type du sol etc. On affecte à chacun d'eux un indice de vulnérabilité. Cet indice est estimé à partir de données observables ou calculables. Une fois estimé, cet indice est classé dans une classe de vulnérabilité avec un degré d'appartenance. Donc cet indice est mesuré sur une échelle de trois valeurs linguistiques bas (classe A), moyen (classe B), élevé (classe C).

L'influence de chaque paramètre sur la réponse sismique et donc sur sa vulnérabilité est représentée par des ensembles flous (voir section 4.3.1). Nous adoptons les poids associés à ces 14 facteurs dans le tableau (4.1). Les quantificateurs linguistiques RIM utilisés,  $Q$ , dans l'évaluation de la similarité globale entre deux constructions sont définis par l'équation (2.17).

Intuitivement, Il est constaté que la précision des estimations est monotone croissante en fonction de  $\alpha$ . Pour une meilleure précision de l'estimation,  $\alpha$  doit tendre vers l'infini, ainsi le quantificateur linguistique choisi est « most » (Voir section 2.4.4).

Avant de décrire les résultats obtenus par notre système *vulnérabilité floue*, nous présentons un échantillon des écrans de traitement de notre prototype

### 3. Présentation du prototype *Vulnérabilité floue*

Cette présentation permettra de mettre en valeur les différentes phases de l'estimation de la vulnérabilité décrites dans la section (4.3) entre autre la phase d'indentification, de calcul de similarité et enfin l'adaptation.

#### 3.1 Identification des constructions

Pour la réalisation de notre prototype, on a utilisé le Builder C++ . C'est un logiciel de développement C++ pour l'environnement Windows, édité par Borland.

Notre prototype permet en premier lieu la saisie d'un nouveau cas, cette phase oblige l'estimateur à saisir tous les facteurs nécessaires à l'évaluation de l'indice de vulnérabilité de chaque paramètre, tous ces facteurs ont été décrits dans la section (4.2) :

Nouveau Cas			
Nouveau	Enregistrer	Fuzzification	Annuler
N° Fiche			10
Wilaya		Alger	
Commune		Dar El Beida	
Adresse		bloc 03	
Type de la construction		Batiment	⌵
Usage de la construction		Habitation	⌵
Date de la construction (Approximativement) Concue:		1988	⌵
Qualité du sol		Meuble	⌵
<b><u>Implantation de l'ouvrage</u></b>			
L'ouvrage est il implanté :			
Sur un terrain instable	Non	En haut En bas d'une colinne	Non
Abords d'une falaise	Non	Abords d'une rivière ou d'un oued	Non
Sur un terrain accedenté avec changement de pente importan			Non
<b><u>Système de Contreventement</u></b>			
Portique Auto stable avec remplissage de maconnerie			
Plancher En		Béton armé	⌵
Type de toiture		Inaccessible	⌵
Toiture En		Béton armé	⌵
<b><u>Caractéristique de la construction</u></b>			
Nombre de niveaux	0 SS+RDC+5	Nombre de poteaux par etage	18
Longueur total (m)	17	Dimension min des poteaux (axb) en cm	44*40
Hauteur intr-etage (m)	9,8	Dimension min des poutres longitudinales (bxh) en cm	40*50
Hauteur total (m)	19,38	Dimension min des poutres transversales (bxh) en cm	40*45
Nombre de voiles dans le sens de la largeur	0	Nombre de voiles dans le sens de la longueur	0
Epaisseur des voiles en cm	0	Epaisseur des voiles en cm	0
Longueur minimale de voiles m	0	Longueur minimale de voiles m	0

**Régularité de la construction**

Régularité en plan  Régularité en évaluation

Y a-t-il des décrochement en plan  Y a-t-il des décrochement en évaluation

Si oui mesurer :  
Les dimensions des parties rentrantes ou saillantes du bâtiment dans les deux direction

Les dimensions dans le sens de la largeur(m)

Les dimensions dans le sens de la longueur(m)

La construction est

Présence du joint de rupture

Epaisseur du joint de rupture

**Détails (Etats des éléments suivants) :**

Etat des cloisons	<input type="text" value="Mauvais"/>	Etat de l'acrotère	<input type="text" value="Moyen"/>	Etat du réseau d'assainissement	<input type="text"/>
Etat des bacons	<input type="text"/>	Etat du réseau électrique	<input type="text"/>	Etat du reseau téléphonique	<input type="text"/>
Etat du garde de corps	<input type="text"/>	Etat du réseau gaz	<input type="text"/>	Toiture légère	<input type="text" value="Mauvais"/>
Etat de l'escalier	<input type="text"/>	Etat du réseau eau	<input type="text"/>		

**Changement dans la construction**

Y a-t-il des rajouts ou des suppression dans la construction (EX rajout de cloisons d'un voile)

Y a-t-il des transformations dans la construction (EX transformation de balcon en une chambre)

Y a-t-il un changement de fonctionnalité dans la construction (Ex changement de la chambre en bloc de stockage ou changement de la structure à usage d'habitation, en usine)

**Autres transformation (Préciser )**

Présence de pteaux couts

**Figure 5.1 : Ecran de saisi des informations relatives aux éléments structuraux et non structuraux**

Une fois le cas saisi, on passe à l'identification du cas courant (Fuzzification), cette phase permettra d'affecter comme précisé dans la section précédente un indice de vulnérabilité à chaque paramètre et ceci en utilisant soit des données observables ou calculables. L'appartenance à une classe est évaluée avec un degré d'appartenance défini par la forme trapèze (figure 5.2) :

SRBC Flou

Gestion Base De Cas

Accès Base De Cas

Nouveau Cas

Système Flou

Fuzzification

Calcul de la Similarité et Taux de Vulnérabilité

Logiciel

Aide

Fermer

A Propos

Fuzzification

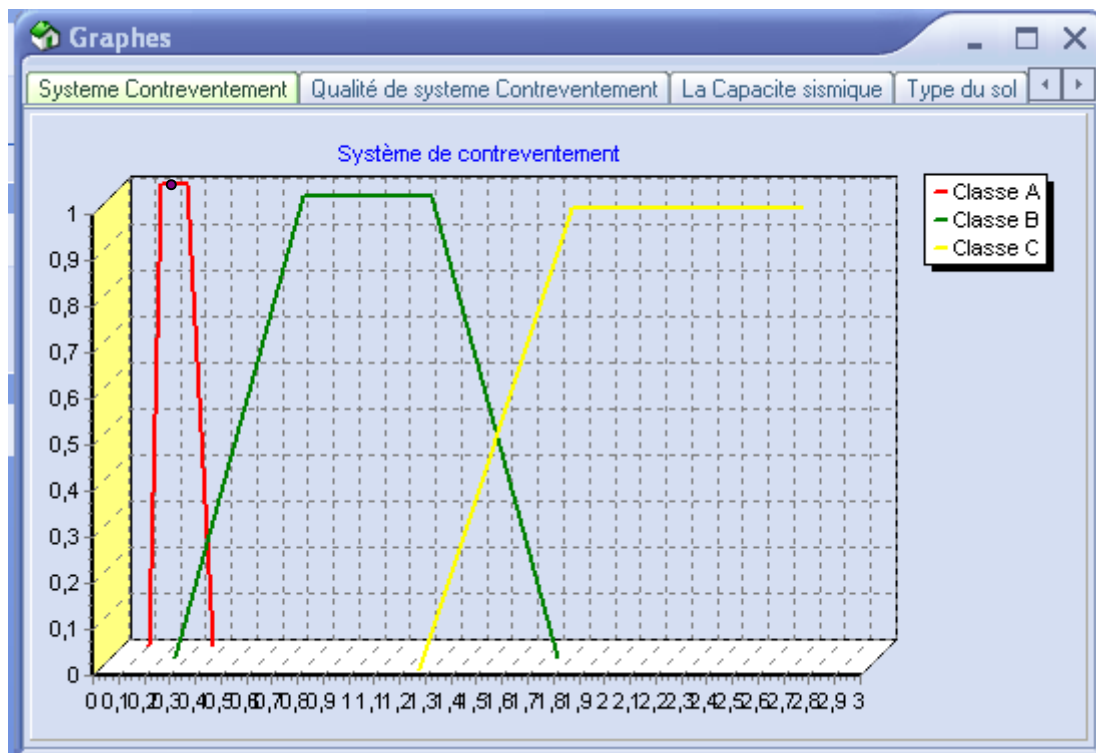
Calcul de la similarité

Annuler

Nom	Poids	Classe	Valeur	Degré d'appartenance
Système Contreventement	4	A	0,15000005960464	1
Qualité de système Contreventement	1	C	0,75	1
La Capacité sismique	1	B	0,25	1
Type du sol	1	C	0,639999985634985	0,933333396911621
Diaphragme Horizontal	1	A	0,25	1
Régularité en plan	1	A	0,25	1
Régularité en évaluation	2	A	0,25	1
Qualité des noeuds	1	C	0,75	1
Phénomène de poteaux court	1	A	0,25	1
Détails	1	C	0,629999995231628	0,866666739823242
Maintenance	2	C	0,949999988079071	0,799999952316284
Modifications	1	A	0,25	1
Entrecroisement	1	C	0,639999988079071	1
Implantation de l'ouvrage	1	A	0,25	1

**Figure 5.2 : phase d'identification (précision de chaque paramètre avec son indice de vulnérabilité, sa classe, le degré d'appartenance à cette classe et son poids)**

On confirme par la figure 5.3 la phase de fuzzification.



**Figure 5.3 : Exemple de fuzzification**

La figure 5.3 présente un exemple de fuzzification du paramètre système de contreventement, avec sa valeur de fuzzification.

### 3.2 Calcul de similarité et adaptation

Dans cette étape, on a introduit le calcul de similarité et l'estimation de l'indice de vulnérabilité.

La figure (5.4) nous présente les similarités globales entre un cas et la bibliothèque de cas existante, ces dernières ont été calculées sur deux niveaux : 1) similarité locale en utilisant la technique d'agrégation floue (max-min) ; 2) similarité globale : en utilisant le quantificateur RIM (*Regular Increasing Monotone Quantifier*). Comme résultat final il nous présentera la similarité maximale et la vulnérabilité sismique estimée de cette construction.

Cette vulnérabilité sismique a été estimée en utilisant la formule d'adaptation qui utilise la formule 4.6 et la qualification étroitement similaire qui permet d'évaluer le nombre de cas qui seront pris en considération de la bibliothèque pour l'estimation de la vulnérabilité du nouveau cas (les cas pris en considération sont ceux qui ont un degré de similarité supérieur à 0,80).

Une fois cette vulnérabilité estimée ( $V_e$ ), on classe une construction selon les intervalles suivants (ces intervalles ont été déterminés par [57] et validés par les experts du CTC):

- La classe verte :  $3,25 \leq V_e < 6,25$  : cette classe exprime que la structure étudiée n'est pas vulnérable au séisme. Donc la construction présente une bonne résistance sismique.
- La classe orange :  $6,25 \leq V_e < 10,25$  : cette classe exprime que les constructions ont une résistance sismique moyenne et donc la structure est moyennement vulnérable.
- La classe rouge :  $10,25 \leq V_e < 13,25$  : cette classe exprime que les constructions ont une résistance sismique faible, et donc présentent une vulnérabilité sismique élevée.

Les constructions appartenant à la classe verte ne nécessitent pas d'intervention. Celles appartenant à la classe orange nécessitent un renforcement, une étude dans ce sens sera effectuée. Quant à celles appartenant à la classe rouge, elles doivent être évacuées



immédiatement et démolis, à moins qu'elles appartiennent à un patrimoine préservé. Dans ce cas une étude particulière devra être faite.

Num Cas	Vulnérabilité	Similarité
3	6,5	0,791480422019958
2	4,5	0,528322577476501
6	7,25	0,860732555389404
4	6,75	0,758239448070526
5	6,25	0,741618990898132
10	7,5	0,91690981388092
7	6,5	0,741618990898132
8	6,5	0,76931972720337
9	5	0,655598640441895
1	6,25	0,529098153114319

**Figure 5.4 : Affichage des cas avec leur degré de similarité avec le cas courant et sa vulnérabilité estimé**

Pour la phase de retenue d'un cas, on a mémorisé que les cas qui ont des degrés de similarités strictement inférieurs à 0,80

### 3.3 Validation empirique

La validation empirique de notre système est évaluée selon deux critères de base, la précision des estimations et la prise en charge de l'imprécision tout au long du processus de l'estimation : l'imprécision est prise en charge par la flexibilité et la puissance des outils de la logique floue. En effet on évalue l'appartenance d'un paramètre à une classe par un degré d'appartenance et non par une valeur booléenne vraie ou fausse. Cette fonctionnalité est requise pour prendre en charge les valeurs incertaines et imprécises.

Comme l'indice de vulnérabilité est évalué sur des données qui sont pour la plupart observables, ces observations sont humaines et donc approximatives et imprécises. Il est nécessaire donc de prendre en charge ce type de valeur, ce qui a été fait dans notre système *Vulnérabilité floue*. La précision de l'estimation est assurée par le calcul adoptée pour l'estimation de la vulnérabilité d'une construction, en effet au lieu de prendre la valeur de l'indice de vulnérabilité du cas le plus similaire, on contraint l'estimateur à prendre un

ensemble de cas qui sont les plus similaires (leur nombre est choisi par la qualification étroitement similaire représentée par un ensemble flou (section 4.3.3)). La formule (4.6) d'estimation de la vulnérabilité est une moyenne arithmétique, qui a permis de prendre en considération un ensemble de cas et leurs qualifications étroitement similaire et de ce fait l'estimation est plus précise.

Le tableau (5.1) montre la comparaison entre les valeurs obtenues par le système *vulnérabilité floue* et les résultats des experts du CTC. Cette comparaison comprend la précision des résultats par rapport aux vulnérabilités réelles obtenus par des méthodes de calcul.

**Tableau 5.1 : Comparaison du pourcentage de précision entre les différentes méthodes de calcul de la vulnérabilité sismique.**

<i>Méthode de calcul des experts (%)</i>	<i>Vulnérabilité floue(%)</i>
100	91

La précision des résultats du tableau (5.1) a été obtenue en évaluant le pourcentage de rapprochement des vulnérabilités estimées aux vulnérabilités réelles. Ce pourcentage a été évalué par un taux d'erreur. Ce dernier est calculé en comparant les vulnérabilités estimées et les vulnérabilités réelles (équation 5.1).

$$\text{Taux d'erreurs Cas } i = \frac{|(Ve - Vr)_i|}{\sum_{i=1}^{i=n} |(Ve - Vr)_i|} \quad (5.1)$$

Où  $Ve$  est la vulnérabilité estimée,  $Vr$  est la vulnérabilité réelle, et  $n$  est le nombre de cas de la base de cas.

La figure (5.5) montre que les estimations effectuées se rapprochent considérablement des vulnérabilités réelles des constructions. Ce qui avantage notre système en termes de précision des résultats. Ce taux serait de plus en plus crédible si le nombre de cas est plus grand.

SRBC Flou

Similarité

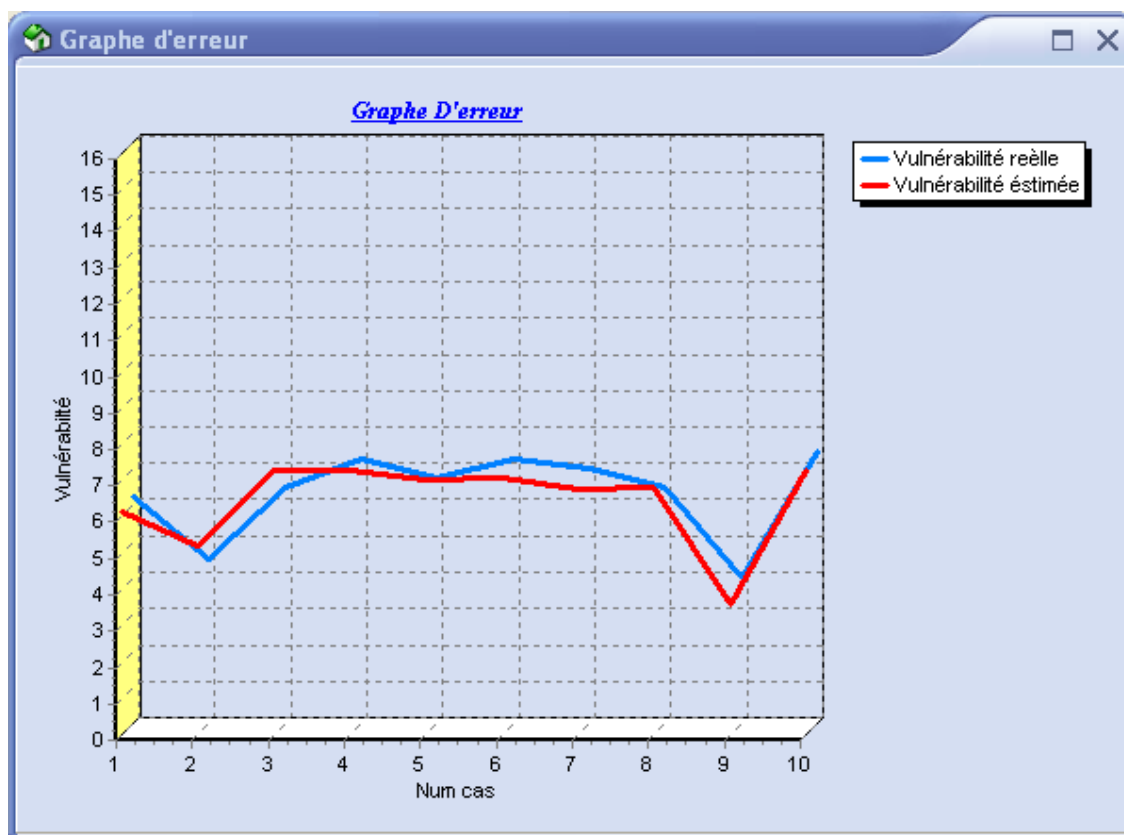
Caractéristiques des paramètres    Graphe d'erreur    Rémémoriser    Fermer

Similarité Max 0,91690981388092    Vulnérabilité 7,37895059585571

Num Cas	Vulnérabilité réelle	Vulnérabilité estimé	Taux d'erreur	Similarité
3	6,5	7,25	0,236093878746033	0,791480422019...
2	4,5	5,17000007629395	0,210910558700562	0,528322577476...
6	7,25	7,08329725265503	0,0524766631424427	0,860732555389...
4	7,25	7,25	0	0,758239448070...
5	6,75	7	0,078697957098484	0,741618990898...
10	7,5	7,25	0,078697957098484	0,91690981388092
7	7	6,75	0,078697957098484	0,741618990898...
8	6,5	6,77999973297119	0,0881416276097298	0,769319772720...
9	4	3,57000017166138	0,135360434651375	0,469042778015...
1	6,25	6,11999988555908	0,040922973304987	0,529098153114...

**Figure 5.5 : comparaison entre les estimations réelles et estimées.**

Pour confirmer ces résultats nous avons élaboré un graphe qui illustre les différences entre les valeurs réelles de la vulnérabilité sismique et les valeurs estimées (Figure 5.6).



**Figure 5.6 : Graphe d'erreur**

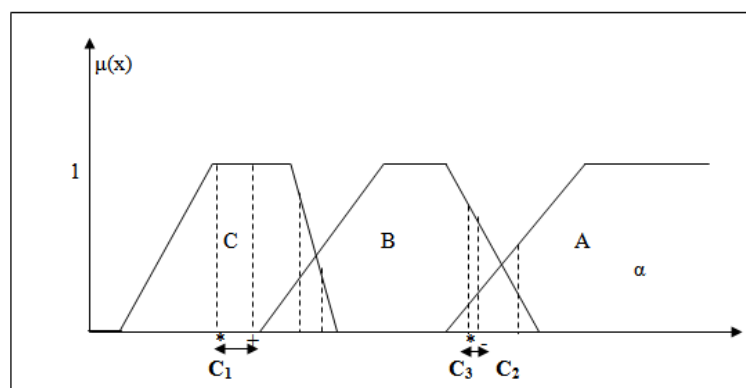
Le taux d'erreur permet de valider notre système *Vulnérabilité floue* au niveau du critère précision des estimations. L'incertitude des données est validée juste sur les erreurs de mesurage des valeurs des attributs.

### 3.4 Vulnérabilité floue et la gestion des incertitudes :

Notre système *Vulnérabilité floue* prend en charge l'estimation de la vulnérabilité sismique d'une construction, chacune est décrite par des valeurs linguistique plutôt que des valeurs numériques, cette description présente plusieurs avantages :

1. Elles sont faciles à comprendre contrairement au cas des valeurs numériques (vulnérabilité basse est plus compréhensible à  $I_v = 0,25$ ).
2. Elles permettent la tolérance des imprécisions dans le processus de mesurage d'un paramètre (exemple : capacité sismique).
3. Elles généralisent les valeurs numériques qui ne sont utilisées que dans le cas de la disponibilité d'information précise sur une construction.

*Vulnérabilité floue* a utilisé des valeurs linguistiques pour les quatorze paramètres décrivant une construction. Ceci a permit de réduire les effets des erreurs commises lors du mesurage de ces paramètres sur les estimations de la vulnérabilité sismique d'une construction. En effet l'évaluation des erreurs sur les valeurs numériques est évaluée par la différence des valeurs réelles et les valeurs générées par les mesures. Par contraste dans le cas des valeurs linguistiques, ces erreurs sont évaluées par la différence entre leurs degrés d'appartenances relatifs aux valeurs linguistiques. Prenons l'exemple de la capacité sismique : cette dernière est estimée avec trois ensembles flous bas, moyen et élevé (section 4.3.1):



**Figure 5.7 : Exemples de situations où les erreurs de mesurage des attributs affectent (ou non) les estimations fournies par *Vulnérabilité floue*.**

La figure 5.7 présente plusieurs situations où les erreurs de mesurage de l'attribut capacité sismique n'ont aucun effet sur les estimations des vulnérabilités résultantes de *vulnérabilité floue* :

- ✓ C1 est à la position (\*) au lieu de la position (+): dans les deux cas C1 appartient à la valeur linguistique *bas* avec un degré d'appartenance égal à un. Par conséquent, cette erreur de mesurage, commise sur capacité sismique, n'affecte pas l'estimation de la vulnérabilité.
- ✓ C3 est à la position (\*) au lieu de la position (-): C3 appartient aux deux valeurs linguistiques *moyen* et *élevé* avec deux degrés d'appartenance différents. Si nous évaluons la similarité individuelle de C3 et C2 par l'agrégation *max-min*, nous obtenons la même valeur dans les deux cas (C3 est dans la position (\*) ou (-)).

L'utilisation de quantificateurs linguistiques RIM pour l'évaluation de la similarité globale entre deux constructions permet aussi, dans certaines situations, d'éviter les effets des erreurs de mesurage des attributs sur l'estimation de la vulnérabilité sismique d'une construction. Par exemple, considérons que nous avons choisi le quantificateur linguistique *au moins cinq* pour combiner les différentes similarités individuelles. Dans ce cas, la similarité globale de ces deux constructions est exactement égale à la cinquième similarité individuelle selon un ordre croissant de ces deux constructions.

Ainsi, si l'attribut sur lequel des erreurs de mesurage ont été commises à une similarité individuelle classée après la cinquième position dans un ordre croissant, ces erreurs n'auront aucun effet sur l'estimation de la vulnérabilité sismique d'une construction.

En conclusion, les erreurs de mesurage sur un attribut peuvent être masquées (n'auront aucun effet sur la valeur de la vulnérabilité estimée) au cours des trois principales étapes de *Vulnérabilité floue*.

## 4. Conclusion

Ce chapitre a discuté de toutes les fonctionnalités de notre nouveau système *Vulnérabilité floue*. Nous avons essayé de le valider d'une façon empirique, car la validation axiomatique a été assurée par l'innovateur de cette méthode d'estimation [4].

Nous avons présenté l'avantage de notre système par rapport à la gestion des imprécisions et de l'incertitude (erreurs de mesurage). En finalité on constate que *Vulnérabilité floue* a permis d'estimer correctement la vulnérabilité sismique. Cette précision est comparé aux valeurs réelles et le pourcentage de précision est supérieur à 90% ce qui est satisfaisant.

## CONCLUSION

### 1. Travail Accompli

Dans ce modeste travail, nous avons conçu et réalisé un système dénoté *vulnérabilité floue*, permettant l'estimation de la vulnérabilité sismique d'une construction. Vu la variété des types de constructions en Algérie, on s'est limité dans notre étude à un seul type de construction, celles qui sont en béton armé. Ce système a été développé en utilisant le RBC flou. Le processus d'estimation de vulnérabilité passe par trois étapes :

- ✓ Phase d'identification ou de fuzzification : l'indice de vulnérabilité d'une construction n'est autre que la somme des indices de vulnérabilité de l'ensemble des paramètres influant sur la réponse sismique de la structure.

Cet indice est estimé soit par des données observables ou calculables. Une fois obtenu il doit être apparenté à une classe de vulnérabilité (A, B, C). *Vulnérabilité floue* a représenté les valeurs linguistiques de cet indice par des ensembles flous « bas, moyen, élevé ». L'appartenance à une classe est évaluée par un degré d'appartenance. Cette fonctionnalité a permis la tolérance de l'imprécision.

- ✓ Evaluation de la similarité : Dans cette étape, nous avons utilisé des mesures de similarité spécifiques qui ont été développées spécialement pour un processus d'estimation [4]. La similarité entre deux constructions est évaluée en deux étapes :

- similarité individuelle : évalué au niveau de chaque attribut par  $SV_j(C_1, C_2)$ , en utilisant les techniques d'agrégation floues (max-min, som-produit).
- Similarité globale : évalué au niveau de l'ensemble des attributs constituant une construction, pour cela on a utilisé les quantificateurs linguistiques monotones croissants RIM

- ✓ Adaptation : Pour une bonne estimation de la vulnérabilité sismique d'une

construction, il faudrait définir le seuil de similarité sur le quel se basera le choix des constructions semblables à la construction courante. Pour cela on a utilisé la qualification étroitement similaire pour définir l'ensemble des constructions à inclure dans l'estimation de vulnérabilité de la construction courante. La qualification a été définie par un ensemble flou. L'estimation de la vulnérabilité a été évaluée par la moyenne arithmétique des indices de vulnérabilité des différentes constructions choisis par la qualification étroitement similaire.

La validation empirique s'est faite en comparant les résultats obtenus par les experts du CTC et les résultats de notre système. Cette comparaison de performance considère deux critères :

- ✓ la tolérance des imprécisions lors de l'affectation des scores.
- ✓ la précision des estimations.

Les résultats obtenus ont montré que les résultats d'estimation de la vulnérabilité sismique dépassent les 90% de précision, et que la tolérance des imprécisions est prise en charge tous le long du processus d'estimation.

## 2. Perspectives

Notre système *vulnérabilité floue* prévoit de prendre en considération les différents types de constructions (maçonnerie, portique, mixte).

Et ceci en organisant notre base de cas en utilisant comme critère de base de classification le type de construction. La méthode prévisible à être exploitée à cet effet est un des algorithmes de la classification supervisée floue par exemple le ID3 flou qui a montré son efficacité dans les différents domaines d'application du RBC flou.

Afin de permettre à notre modèle de s'adapter facilement à son environnement, nous prévoyons aussi d'intégrer des mécanismes d'apprentissage.

A ce niveau il faudrait donner la possibilité à l'estimateur de changer dans les valeurs linguistiques, ce qui permettra d'être continuellement en cohérence avec leur environnement. Changer la pondération des paramètres, afin de permettre à notre système



de prendre en charge n'importe quel type de construction et enfin changer la valeur linguistique étroitement similaire pour permettre de prendre en considération les nouvelles exigences sur la sélection des constructions qui vont contribuer à l'estimation de la vulnérabilité sismique d'une nouvelle construction.

Dans notre travail, on a assuré la gestion des incertitudes juste au niveau des erreurs de mesurage, il est intéressant d'introduire la théorie des possibilités de ZADEH [69] pour prendre en charge les incertitudes au niveau des erreurs d'estimation.

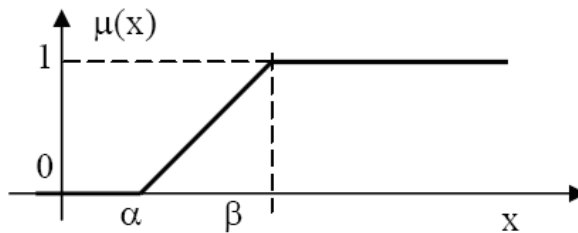
Notre prototype *Vulnérabilité floue* sera mis à la disposition des experts du CTC, nous prévoyons qu'il soit exploitable à distance pour former des experts dans le domaine de l'estimation de la vulnérabilité des constructions.

Enfin, nous espérons que ce travail sera d'une aide appréciable à ceux qui veulent poursuivre cette étude.

## ANNEXE A

### 1. Les fonctions d'appartenances les plus connues

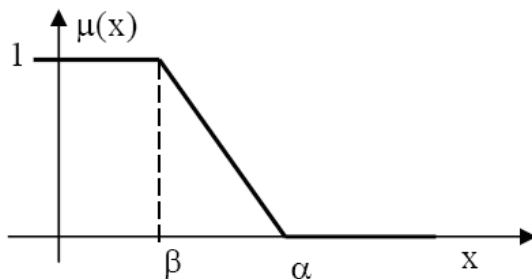
#### 1.1 Fonction d'appartenance monotone croissante



Elle est défini par :

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < \alpha, \\ (x - \alpha)/(\beta - \alpha) & \text{si } \alpha < x < \beta, \\ 1 & \text{si } \beta > x. \end{cases}$$

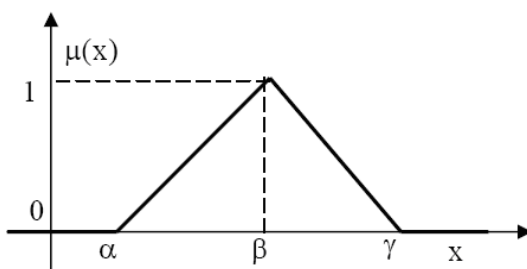
#### 1.2 Fonction d'appartenance monotone décroissante



Elle est défini par :

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < \beta, \\ (\alpha - x)/(\alpha - \beta) & \text{si } \beta < x < \alpha, \\ 1 & \text{si } \alpha < x. \end{cases}$$

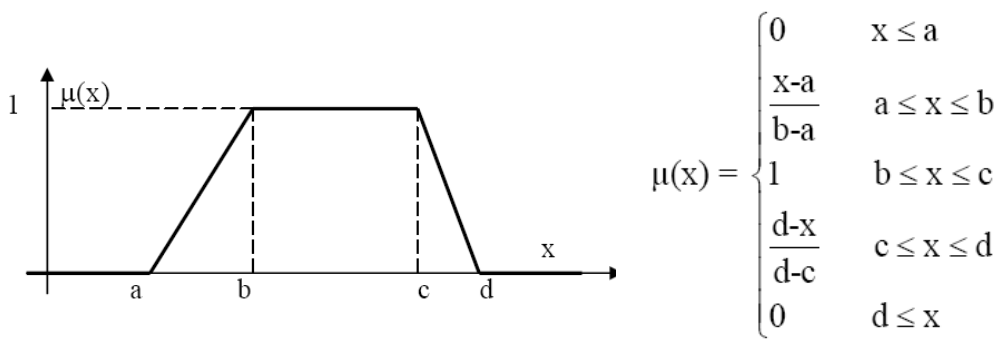
#### 1.3 Fonction d'appartenance Triangulaire



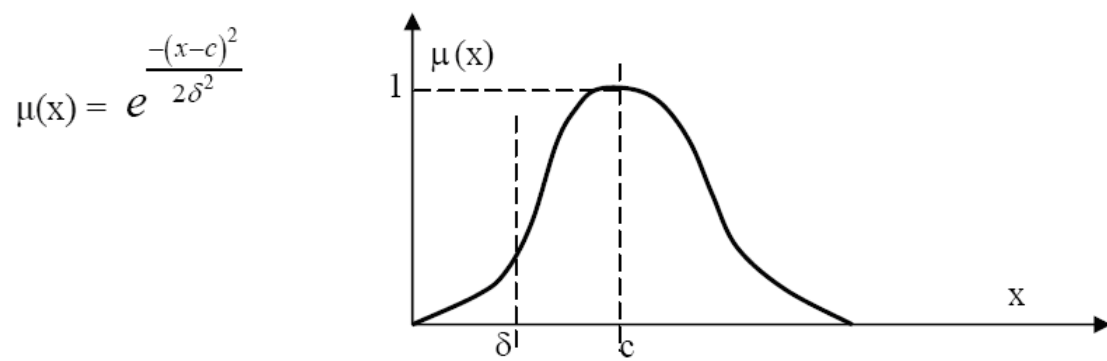
Elle est défini par :

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < \alpha, \\ (x - \alpha)/(\beta - \alpha) & \text{si } \alpha < E < \beta, \\ (\beta - x)/(\gamma - \beta) & \text{si } \beta < E < \gamma, \\ 0 & \text{si } \gamma < x. \end{cases}$$

### 1.4 Fonction d'appartenance Trapézoïde



### 1.5 Fonction d'appartenance Gaussienne



## ANNEXE B

### 1. Les paramètres de l'index de vulnérabilité

#### **1.1 Système de contreventement**

La classification se fera sur la base du coefficient du comportement « R » donné dans le RPA 99 [57].

##### **1. Classe A : Structure Rigide-Résistante.**

Cette classe regroupe les systèmes de contreventement suivants :

1. Portiques autostables avec remplissage en maçonnerie rigide.
2. Voiles porteurs.
3. Noyau
4. Portiques contreventés par des voiles.

##### **2. Classe B : Structure Rigide-Fragile.**

Cette classe regroupe les systèmes de contreventements suivants :

1. Portiques autostables sans remplissage en maçonnerie rigide.
2. Mixte : portiques/voiles avec interaction.

**3. Classe C :** Dans cette classe, on trouve les autres types de systèmes de contreventements, qui ne sont classés ni dans la classe A, ni dans la classe B.

#### **1.2 Qualité du système de contreventements :**

Trois classes de classification sont définies :

##### **1. Classe A :**

Dans cette classe, on trouve les structures dont la qualité du système de contreventement est très bonne.

## 2. Classe B :

Cette catégorie regroupe les constructions dont la qualité du système de contreventement est moyenne.

## 3. Classe C :

Quand la qualité du système de contreventement est mauvaise, le paramètre est classé dans ce groupe.

### 1.3. Capacité sismique

La classification de ce paramètre se fait en fonction du paramètre «  $\alpha$  » qui est défini comme étant le rapport entre la force des éléments structuraux de la structure et la force sismique appliquée sur cette structure.

#### 1. Classe A :

Regroupe les structures ayant un rapport de la force résistante et la force sismique  $\alpha > 1.2$ . C'est-à-dire les structures dont la force résistante de leurs éléments structuraux est plus grande que la force sismique appliquée sur cette structure. Donc ces structures peuvent résister au mouvement sismique.

#### 2. Classe B :

Cette classe regroupe les structures dont le coefficient  $\alpha$  est dans ] 0.7, 1.2[, c'est-à-dire dans cette classe, on y trouve les structures dont leur résistance à la force sismique est moyenne. Donc leurs forces résistantes ne dépassent pas 70% de la force sismique.

#### 3. Classe C :

Dans cette classe, on trouve les structures ayant un coefficient  $\alpha < 0.7$ . Donc cette classe regroupe les structures ayant une faible résistance au séisme.

$$\text{Avec } \alpha = \frac{Fr}{\beta \times Fs_{\text{Algérienne}}}$$

Ou  $F_r$  : force de résistance de la structure et  $\beta = \frac{F_{sItalienne}}{F_{sAlgérienne}}$

$$\text{Ou } F_{sItalienne} = 0.4 \times R \times h_i \times W_i \times \frac{\sum_{i=1}^{i=n} W_i}{\sum_{i=1}^{i=n} h_i}$$

Avec :

- $W_i$  : le poids du niveau  $i$
- $H_i$  : hauteur de l'étage  $i$ .
- $R$  : Facteur défini en fonction du type de sol (S) et la période (T)

$$\text{Et } F_{sAlgérienne} = \frac{A \times Q \times D}{R} W$$

Avec :

1.  $A$  : Coefficient d'accélération de zone.\*
2.  $Q$  : Facteur de qualité.
3.  $R$  : Coefficient de comportement global de la structure.
4.  $D$  : Facteur d'amplification.
5.  $W$  : le poids total de la structure

#### 1.4. Type de sol :

La classification s'est faite comme suit :

##### 1. Classe A :

On trouve dans cette classe, la catégorie Sol Rocheux dont la vitesse moyenne de cisaillement est  $V_s \geq 800$  m/s.

##### 2. Classe B :

On trouve dans cette catégorie le type du sol ferme, c'est-à-dire les dépôts, très denses, de sables ou de graviers et/ou d'argile avec une vitesse moyenne de l'onde de cisaillement  $V_s \geq 400$  m/s.

### 3. Classe C :

Cette classe regroupe les sols de catégorie meuble ou très meuble. On trouve, dans cette classe, les dépôts de sables et de graviers moyennement denses ainsi que les dépôts d'argile moyennement raide ou molle.

## 1.5 Diaphragme horizontal :

La classification s'est faite :

### 1. Classe A : Plancher Rigide

Cette classe regroupe les planchers qui se déforment uniquement dans leur plan.

C'est-à-dire tous les points du plancher ont la même déformation. Donc la déformation de ces planchers est une translation ou une rotation.

### 2. Classe B : Plancher semi-rigide

Dans ce groupe, sont classées les planchers qui n'appartiennent ni à la classe A ni à la classe B

### 3. Classe C : Plancher souple

On y trouve les planchers qui se déforment dans les deux plans. C'est-à-dire que chaque point de ces planchers a une déformation indépendante de l'autre point.

## 1.6 Régularité en plan

### 1. Classe A : Forme régulière

On y trouve toutes les structures qui respectent tous les critères de régularité en plan.

### 2. Classe B : Forme Faiblement irrégulière

On y trouve les constructions irrégulières. C'est-à-dire les structures qui n'appartiennent ni à la classe A ni à la classe C.

### **3. Classe C : Forme irrégulière**

Dans cette classe, sont regroupés les bâtiments irréguliers en plan, donc, qui ne respectent aucun critère de la régularité en plan.

## **1.7 Régularité en élévation :**

Ce paramètre sera classé comme suit :

### **1. Classe A : Forme régulière**

On y trouve toutes les structures qui respectent tous les critères de régularité en élévation.

### **2. Classe B : Forme Faiblement irrégulière**

On y trouve les constructions irrégulières. C'est-à-dire les structures qui n'appartiennent ni à la classe A ni à la classe C.

### **3. Classe C : Forme irrégulière**

Dans cette classe, sont regroupés les bâtiments irréguliers en élévation, donc, qui ne respectent aucun critère de la régularité en élévation.

## **1.8 Qualité des nœuds :**

Il a été proposé trois catégories de classification pour ce paramètre

### **1. Classe A : Bonne**

Cette classe regroupe les constructions dont l'état des zones de connexion de leurs éléments structuraux est bon.

### **2. Classe B : Moyenne**

Dans cette catégorie, on trouve les bâtiments dont la qualité de ses nœuds est moyenne.

### **3. Classe C : Mauvaise**



Sont classées, ici, les constructions dont la qualité des zones de connexion des éléments structuraux est mauvaise.

### **1.9 Le phénomène du poteau court :**

Trois intervalles sont définis pour le rapport  $\beta$ , ainsi nous avons :

#### **1. Classe A :**

Dans cette classe, sont classées les éléments ou  $0.66 < \beta \leq 1$ , dans ce cas, on n'a pas de risque de présence de poteau court.

#### **2. Classe B :**

Elle regroupe les éléments dont :  $0.50 < \beta \leq 0.66$ .

#### **3. Classe C :**

On y trouve les éléments dont :  $\beta \leq 0.50$

### **1.10 Détails :**

Les trois groupes de classification pour ce paramètre sont :

#### **1. Classe A : Satisfaisant**

C'est la classe où plus de trois quarts des éléments sont en bon état.

#### **2. Classe B : partiellement satisfaisant**

Le paramètre détails est classé dans cette catégorie, si l'ensemble des éléments en bon état est compris entre la moitié et les trois quarts des éléments qui le composent.

#### **3. Classe C : Insatisfaisant :**

Dans ce groupe, on trouve que parmi l'ensemble des éléments, moins de leur moitié est en bon état.

### 1.11 Maintenance

Trois classes sont à distinguer :

#### 1. Classe A : On y trouve, les bâtiments dont :

- Tous les éléments résistants ne sont pas fissurés.
- La stabilité des éléments non structuraux est assurée

#### 2. Classe B :

Dans cette classe, on regroupe les bâtiments qui ne sont classés ni dans la classe A ni dans la classe C.

#### 3. Classe C :

Cette classe regroupe les bâtiments dont plus de 30% des éléments résistants sont fissurés ou l'état de la structure est très mauvais.

### 1.12 Modifications

Il a été proposé de regrouper les structures en trois classes comme indiqué ci-suit :

#### 1. Classe A :

Dans cette classe, on regroupe les structures qui n'ont subi aucune modification ou changement.

#### 2. Classe B :

Sont regroupées, dans cette classe les structures dont les changements ou les modifications observés ou des modifications sont moyennement observés, comme le changement dans la fonctionnalité de la construction si cette dernière ne provoque pas de mouvement de torsion ou d'autres dont l'amplitude est importante.

### 3. Classe C :

Dans ce groupe, on trouve les constructions qui ont subi des modifications importantes. On entend par modifications importantes, les modifications qui touchent les éléments structuraux, donc, qui peuvent provoquer un changement dans le centre de la masse et/ou le centre de rigidité.

#### 1.13 Entrechoquement.

Les trois classes de classification pour ce paramètre sont :

##### 1. Classe A :

C'est la classe où les bâtiments ne représentent pas de risque d'entrechoquement. En effet, ces structures sont soit isolées, soit séparées par des joints de rupture d'une épaisseur suffisante.

##### 2. Classe B :

Sont regroupées, dans cette classe, les structures dont le risque d'interaction entre les structures adjacentes est moyen ou l'épaisseur du joint de rupture est insuffisante.

##### 3. Classe C :

Dans ce groupe on trouve les constructions où le risque d'entrechoquement est fort, donc les structures ne possédant pas de joint de rupture.

#### 1.14 Implantation de l'ouvrage

La classification s'est faite comme suit :

##### 1. Classe A :

On trouve, dans cette classe, les structures qui sont implantées dans des sites qui ne présentent aucun risque.

##### 2. Classe B :

Pour cette catégorie, sont regroupées les constructions qui n'appartiennent ni à la classe A, ni la classe C

##### 3. Classe C :

Pour cette catégorie, sont regroupées les constructions implantées dans des sites à risque. Les bâtiments qui représentent des risques sont implantés :

1. Aux abords d'une falaise.
2. En haut ou en bas d'une colline.
3. Aux abords d'une rivière ou d'un oued.
4. Sur un terrain accidenté avec changement de pente important.

## 2. Fiche technique :

Cette fiche technique d'enquête regroupe l'ensemble des informations permettant le calcul de l'index de vulnérabilité. Cette fiche comprend

### **1<sup>ère</sup> partie : données générales :**

Dans cette partie, on trouve les renseignements généraux de la construction :

N° .....

Date : .... / .... / ....

Wilaya : .....

Commune : .....

Adresse : .....

Usage de la construction :

- ✓ Habitation
- ✓ Hospitalier
- ✓ Commercial
- ✓ Administration
- ✓ Sportif
- ✓ Industriel
- ✓ Scolaire
- ✓ Socioculturel
- ✓ Hydraulique
- ✓ Lieu de culte
- ✓ Autre.

Age :

1. En période colonial
2. Après 1983
3. 1988
4. 1999
5. Après 2003.

## 2<sup>ème</sup> partie : Caractéristiques géométriques :

On y trouve :

1. Le nombre de niveaux :
2. Longueur totale de la structure :
3. Largeur totale :
4. Hauteur inter-étage :
5. Nombre de poteaux par étage :
6. Dimension min des poteaux longitudinales :
7. Dimension min des poutres transversales :
8. Nombre de Voiles dans le sens de la largeur :
9. Epaisseur des voiles ....., Longueur minimal du voile :
10. Nombre de voile dans le sens de la longueur.
11. Epaisseur des voiles....., Longueur minimal du voile.....
12. Présence d'ascenseur (Oui, Non)
13. Type d'ascenseur.....
14. Présence de monte charge (Oui, Non)
15. Type de monte-charge :.....
16. La contrainte  $f_{c28}$  estimée :.....(en MPa).
17. Régularité en plan (Régulière, Faiblement régulière, Irrégulière).
18. Régularité en élévation (Régulière, Faiblement régulière, Irrégulière)

## 3<sup>ème</sup> Partie : Système structural :

Cette partie désigne le type et la qualité du système structural :

- ✓ Système de contreventement :
  - Portique auto-stable sans remplissage de la maçonnerie
  - Portique auto-stable avec remplissage de la maçonnerie
  - Voiles porteur.
  - Mixte portique/voile
  - Mixte portique/voile avec interaction
  - Ossature contreventée par noyau.
  - Autre (préciser).
- ✓ Plancher en (Béton armé, Charpente métallique, Bois, Autre).

- ✓ Type de toiture (Accessible, Inaccessible).
- ✓ Toiture en (Béton armé, Charpente métallique, Bois, Tuile, Ternit, Autre).
- ✓ Construction a-t-elle fait objet d'un control (oui, non)
- ✓ Y a-t-il des décrochements en plan ? (Oui, Non), Si oui mesurer :
- ✓ Y a-t-il des décrochements en élévation ? (Oui, Non), Si oui mesurer en largeur et longueur.
- ✓ Présence du point de rupture : (Oui, Non), Si Oui épaisseur du joint de rupture.....

#### **4<sup>ème</sup> Partie : Le sol :**

On trouve dans cette partie :

- ✓ Le type du sol (rocheux, ferme, meuble, très meuble, Inconnue).
- ✓ Implantation de l'ouvrage (sur un terrain instable, Abords d'une falaise, en haut ou en bas d'une colline, abords d'une rivière ou d'un oued, sur un terrain accidenté).

#### **5<sup>ème</sup> partie : Eléments non structuraux :**

Cette partie, on trouve les informations sur l'état et la qualité des éléments non structuraux (état des balcons, état de l'acrotère, état du garde corps, état de l'escalier), ainsi que l'état des divers réseaux qui agissent sur la fonctionnalité de la structure (état du réseau de gaz, état du réseau électrique, état du réseau d'assainissement, état du réseau de l'eau, état du réseau téléphonique, toiture légère).

#### **6<sup>ème</sup> Partie : Maintenance :**

Dans cette partie on trouve les informations indiquant l'état général de la structure et de son entretien :

- ✓ Présence du poteau court (oui, non, inconnue).
- ✓ Présence de fissuration dans le plancher.
- ✓ Présence de fissuration dans les murs.
- ✓ Présence de fissuration dans les voiles.
- ✓ Qualité des nœuds.

**7<sup>ième</sup> Partie : Modifications :**

Dans cette partie on indique s'il y a eu des changements dans l'usage de la structure, l'augmentation de la charge permanente :

- ✓ Y a-t-il des rajouts ou des suppressions dans la construction (ex rajout de cloisons ou élimination d'un voile), (oui, non).
- ✓ Y a-t-il des transformations dans la construction (ex transformer le balcon en une chambre), (oui, non).
- ✓ Autres transformations.

## REFERENCES

- [1] G.C. Robles. « Management de l'innovation technologique et des connaissances synergie entre la théorie TRIZ et le Raisonnement à Partir de Cas. Application en génie des procédés et systèmes industriels », Thèse de Doctorat. Institut National Polytechnique de Toulouse, Année 2006, disponible le 28/03/2007 sur <http://ethesis.inp-toulouse.fr/archive/00000388/01/cortesrobles.pdf>
- [2] R. Schank, « Dynamic Memory: A Theory of Reminding and Learning in Computer and People ». Cambridge University Press. 1982.
- [3] D.Dubois, F. Esteva, P. Garcia, L. Godo, R. L. de Mantaras et H. Prade. 1999. «Case based Reasoning: A Fuzzy Approach». Workshop on Fuzzy Logic in Artificial Intelligence fonctions . Lecture Notes in Artificial Intelligence, vol. 1566, Springer, Berlin, p. 79-90.
- [4] A.Idri, « Un modèle intelligent d'estimation des coûts de développement de logiciels », thèse doctorat, Université du Québec à Montréal, septembre 2003.  
  
[www.lrgl.uqam.ca\\_publications\\_pdf\\_805](http://www.lrgl.uqam.ca_publications_pdf_805).
- [5] G.Gentner 1983. «Structure Mapping: A Theoretical Framework of Analogy». Cognitive Science, vol. 7, p. 155-170.
- [6] Aamodt, Agnar, et E.Plaza. 1994. « Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations and System Approaches ». AI Communications, IOS Press, vol. 7, no 1, p. 39-59.
- [7] W.D.Aha, « Case-Based Learning Algorithms. DARPA Case-Based ReasoningWorkshop », Morgan Kaufmann, LoaAtlos, CA. 1991
- [8] J. L. Kolodner. « Case-Based Reasoning ». Morgan Kaufmann, 1993
- [9] D.Leake. « CBR in context: the Present and the Future ». Case-Based Reasoning experiences, lessons and future directions, AAAI Press, Menlo Park. 1996.
- [10] T. W. Liao, Z. Zhang, and C. R. Mount, « Similarity measures for retrieval in



- case-based reasoning systems », *Applied Artificial Intelligence*, vol. 12, pp. 267–288, 1998.
- [11] J. E. Hunt, D. E. Cooke, and H. Holstein, « Case memory and retrieval based on the immune system », in *Proceedings of the First International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR-95)*, Sesimbra, Portugal, Springer-Verlag, Berlin, pp. 205–216, 1995.
- [12] S. K. Pal, « Fuzzy image processing and recognition: uncertainties handling and applications » (invited paper), *International Journal of Image Graphics*, vol. 1, no. 2, pp. 165–195, 2001.
- [13] G. Agre, « KBS maintenance as learning two-tiered domain representation », in *Proceedings of the First International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR-95)*, Sesimbra, Portugal, Springer-Verlag, Berlin, pp.109–120, 1995.
- [14] T. P. Cain, M. J. Pazzani, and G. Silverstein, « Using domain knowledge to influence similarity judgments », in *Proceedings of the 1991 DARPA Workshop on Case-Based Reasoning*, San Francisco, Morgan Kaufmann, San Francisco, pp. 191–199, 1991.
- [15] E. Armengol and E. Plaza, « Similarity for relational CBR », in *Proceedings of the Fourth International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR-01)*, Vancouver, British Columbia, Canada, Springer-Verlag, Berlin, pp. 44–58, 2001.
- [16] E. K. Burke, B. MacCarthy, S. Petrovic, and R. Qu, « Case-based reasoning in course timetabling: an attribute graph approach », in *Proceedings of the Fourth International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR-01)*, Vancouver, British Columbia, Canada, Springer-Verlag, Berlin, pp. 90–104, 2001.
- [17] R. Bergmann and A. Stahl, « Similarity measures for object-oriented case representation », in *Proceedings of the Fourth European Workshop on Case-Based Reasoning (EWCBR-98)*, Dublin, Ireland, Springer-Verlag, Berlin, pp. 25–36, 1998.
- [18] S. K. Pal and S. Mitra, « *Neuro-Fuzzy Pattern Recognition: Methods in Soft Computing* », Wiley, New York, 1999.
- [19] S. K. Pal and A. Pal (eds.), « *Pattern Recognition: From Classical to Modern Approaches* », World Scientific, Singapore, 2001.
- [20] K. Fukunaga, *Introduction to Statistical Pattern Recognition*, Academic Press,

San Diego, CA, 1972.

- [21] J. Godjevac, « Idées nettes sur la logique floue », Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne, 1999.
- [22] « Reflet.via.ecp.fr\\_ren\TIPE\lf.htm », site web, 2005
- [23] Zadeh . « Fuzzy Logic. Neural Networks and Soft Computing ». communications of ACM, vol. 37, no. 3, p.77-84.1994
- [25] R.Jager, « Fuzzy Logic in Control ». Ph.D. Thesis, Technic University Delft, Pays- Bas, 1995.
- [26] P. Garnier, « Contrôle d'exécution réactif de mouvement de véhicules en environnement dynamique structuré », thèse doctorat, institut national polytechnique de Grenoble, 30 mars 1992. tel.ccsd.cnrs.fr\_documents\_archives
- [27] Zadeh.. « Similarity Relations and Fuzzy Ordering ». Information Sciences, p.177-200. 1971
- [28] Zadeh. « Some Reflections on the Relationship Between AI and Fuzzy Logic: A Heretical View ». IJCAI, Springer, p.1-8.1997
- [29] Zadeh. « A Theory of Approximate Reasoning ». Machine Intelligence, vol. 9, 1979, p. 149-194. 1979.
- [30] F. Chevie F. Guély, « La logique floue », Cahier technique n° 191, CT 191 édition mars 1998.
- [31] « www.etis.ensea.fr\\_revel\html\cours\_IA\cours\_IA.html », site web, 2005
- [32] Zadeh. « A Computational Approach to Fuzzy Quantifiers in Natural Languages ». Computing and Mathematics, vol. 9. p. 149-184.1983
- [34] H. Buhler, « Réglage par logique floue », édition Presse polytechnique et université Romande, 1998.
- [35] S.William and J.Buckler, « Fuzzy Expert Systems and Fuzzy Reasoning » pp 51-55.2005
- [36] D. Ben Ayed, « Rules Extractions by Fuzzy Subtractive Clustering for honemes Classification », Smart Systems and Diveces, Tunisian-German- Conference, Tunisie, 2001, p 409-412.
- [37] K.pal Sankar, C.K.Simon, Shiu, « Foundation of soft case-based-reasoning », 2004
- [38] A.Naveed, « Fuzzy logic control using matlab », workshop khwarizimic science society, april 2003

- [39] L.A Zadeh, « Fuzzy sets, information control », vol.8,pp. 338-353 1965.
- [41] D. Dubois, F. Esteva, P. Garcia, L. Godo, R. Lopez de Mantaras, and H. Prade, «Fuzzy modeling of case-based reasoning and decision», in Proceedings of the Second International Conference on Case-Based Reasoning (ICCBR-97), Providence, RI, Springer-Verlag, Berlin, pp. 599–610, 1997.
- [42] M. Setnes, R. Babuska, U. Kaymak, L. Nauta, and H. R. Van, « Similarity measures in fuzzy rule base simplification », IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, vol. 28, no. 3, pp. 376–386, 1998.
- [43] J.M Keller., Gray, M. R., and JrGivens. « A fuzzy k-nearest neighbor algorithm», IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 15, No. 4, 258–263,1985.
- [46] P. Bonissone and W. Cheetham, « Financial application of fuzzy case-based reasoning residential property valuation », in Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE-97), Barcelona, pp. 37–44, 1997.
- [47] D.Dubois, et H. Prade. « Fuzzy sets in approximate reasoning, part 1: Inference with possibility distributions ». Fuzzy sets and Systems , vol. 40, p.143-202. 1991
- [48] C. K. P.Wong, S. C. K. Shiu, and S. K. Pal, « Mining fuzzy association rules for Web access case adaptation », in Proceedings of Soft Computing in Case-Based Reasoning Workshop, in Conjunction with the Fourth International Conference in Case-Based Reasoning (ICCBR- 01), Vancouver, British Columbia, Canada, Springer-Verlag, Berlin, pp. 213–220, 2001
- [49] C. K. P.Wong, « Web access path prediction using fuzzy case-based reasoning», M.Phil thesis, Department of Computing, Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong, 2003
- [50] K. Hirota, H. Yoshino, and M. Q. Xu, « An application of fuzzy theory to the case-based reasoning of the CISG », Journal of Advanced Computational Intelligence, vol. 1, no. 2, pp.86–93, 1997
- [51] M. Q. Xu, K. Hirota, and H. Yoshino, « A fuzzy theoretical approach to representation and inference of case in CISG », International Journal of Artificial Intelligence and Law, vol. 7, no. 2–3, pp. 259–272, 1999.
- [52] B.K.Hansen, , and D.Riordan, « Fuzzy case-based prediction of ceiling and

- visibility », Preprints of the 1st Conference on Artificial Intelligence, American Meteorological Society, 118–123, 1998
- [53] R.J. Kuo, Y.P. Kuo, Kai-Ying Chen, « Developing a diagnostic system through integration of fuzzy case-based reasoning and fuzzy ant colony system » .Science direct 2005
- [54] Dvir, G.,Langholz, G.,&Schneider,M..« Matching attributes in a fuzzy case based reasoning ». Fuzzy Information Processing Society, 33–36, 1999
- [55] Ya-jun Jiang, Jun Chen, Xue-yu Rua « Fuzzy similarity-based rough set method for case-based reasoning and its application in tool selection ». Science direct, 2006.
- [56] Pei-Chann Chang, Chen-Hao Liu b, Robert K. « Laic fuzzy case-based reasoning model for sales forecasting in print circuit board industries » science direct 2008.
- [57] F-I-Belheouane, « Détermination de l'indice de vulnérabilité pour les bâtiments en béton armé », Thèse de Magister, Université Saad Dahleb de Blida, Algérie, 2006
- [58] Nations Unis, « Vulnérabilité des grandes villes aux catastrophes naturelles », Rapport, 1998.
- [59] AFPS, « Vulnérabilité Sismique du Bâtis Existant: approche d'ensemble », Cahier Technique n°25, France, 2005
- [61] M. Boukri, « Détermination de l'indice de vulnérabilité des Constructions en Maçonnerie », Thèse de Magister, Université Saad Dahleb de Blida, Algérie, 2003
- [63] Marie-José-Nollet, « Évaluation de la vulnérabilité sismique des bâtiments », État des connaissances -2004.
- [64] S.Giovinazzi and S.Lagomarsino. « A macroseismic method for the vulnerability assessment of buildings ». 13th World Conference on Earthquake Engineering Vancouver, B.C., Canada August 1-6, 2004 Paper No. 896
- [65] F.Yépez, A.H.Barbat, J.A.Canas, « A Method to Perform Computer Simulations of Damage in Buildings for Seismic Risk Evaluation », Faculty of Civil Engineering, Technical University of Catalonia, Barcelona, Spain,1996
- [66] R. Yager « Induced OWA Aggregation in Case Based Reasoning » disponible depuis 09/07/2007 sur <http://www.aic.nrl.navy.mil/papers/2001/AIC-01->

003/ws5/ws5toc5.pdf

- [67]** A.Idri et A.Abran. «A Fuzzy Logic Based Measures For Software Project Similarity: Validation and Possible Improvements», Proceedings of the 7th International Symposium on Software Metrics, avril, Londres, IEEE Computer Society, p. 85-96. 2001a
- [68]** A.Idri, A. Abran, « La logique floue appliquée aux modèles d'estimation d'effort de développement de logiciels-cas du modèle COCOMO'81 », 2004.
- [69]** Zadeh.2001. «From Computing with Numbers to Computing with Words- from Manipulation of Measurements to Manipulation of Perceptions». Computing with words, Éditeur: Paul P. Wang, John Wiley et Sons, p. 35-68.2001