

Intégration de la logique floue dans le raisonnement à base de cas : application dans le domaine du bâtiment.

Abed Hafidha*, Rezoug Nachida**

* Département d'informatique,
Faculté des sciences, Université de Blida(Algérie)
hafidabouarfa@hotmail.com

** Département d'informatique,
Faculté des sciences, Université de Blida(Algérie)
rnac1972@yahoo.fr

*Résumé - 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. 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). 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. Les résultats sont satisfaisants.*

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. En effet, Il peut être utilisé lorsqu'on a peu de connaissances et d'informations sur le problème à résoudre et pour lequel une solution optimale est a priori inconnue.

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. 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 travail 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.

2. Raisonnement à base de cas

Le raisonnement à base de cas (RBC), est une technique d'apprentissage automatique issue de l'intelligence artificielle.

Dans un RBC, les connaissances sont représentées sous forme de cas. Un cas est une partie conceptuelle de la représentation de la connaissance expérimentale [1]. Un cas est constitué de la description du problème et de la solution correspondante. Un ensemble représentatif de cas comporte une bibliothèque de cas pour un domaine de problème. Le processus du raisonnement à base de cas transite généralement par quatre étapes : (1) recherche des cas les plus similaires, (2) réutilisation de la solution des cas retrouvés, (3) révision de la solution proposé si nécessaire, et (4) retenir la nouvelle solution comme une partie d'un nouveau cas [2]. Le système RBC recherche un ou plusieurs cas similaire à partir d'une bibliothèque de cas quand un nouveau se présente. La solution proposé par le(s) cas plus similaire(s) est réutilisée ou adaptée pour résoudre le nouveau problème. Le problème doit être retenu comme nouveau cas dans la base de cas pour mettre à jour les connaissances du système RBC. Retrouver le(s) cas le(s) plus similaire(s) est la première étape dans le processus du RBC. Cette étape (retrouver) est considérée comme étant la plus importante. Car sans elle les séquences du processus qui suivent ne pourraient avoir lieu. Retrouver le(s) cas le(s) plus similaires revient à évaluer les degrés de similarité entre

n'importe quels deux cas à comparer. L'approche la plus utilisée pour cela est une fonction de distance. Cependant, l'imprécision et les incertitudes sont omniprésentes dans cette fonction [8]. Donc, l'intégration de la logique floue dans le processus du RBC permet de traiter en premier lieu l'imprécision dans les mesures de similarité. La logique floue fut introduite par la suite pour la représentation de la connaissance. En effet, comme les résultats du processus du RBC est le produit des retours d'expérience des experts. La représentation pour la plus part des attributs est imprécise et incertaine. La logique floue en prend charge ce type de donnée. Le RBC flou (RBCF) a été d'un grand apport dans plusieurs domaines d'application.

3. Raisonnement à base de cas flou

3.1 Théorie des ensembles flous

La théorie des ensembles flous a été introduite par Zadeh en 1965, il a introduit premièrement le concept flou à la place des valeurs précises et binaires pour décrire les phénomènes se produisant autour de nous. Ce concept est très connu et utilisé dans plusieurs domaines de recherche. L'idée de la logique floue est de "capturer" l'imprécision de la pensée humaine et de l'exprimer avec des outils mathématiques appropriés [3]. 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 représentation de ce type de valeur peut être sous plusieurs formes comme indiqué dans la figure 1.

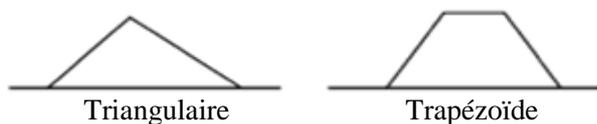


Figure 1. Différentes formes de représentation d'une valeur floue

3.2 Le raisonnement à base de cas flou

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 CBR 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. En général, le mécanisme de correspondance dans un RBC classique est une affaire du tout ou rien (correspondance totale, ou nulle). Mais cette approche pose des difficultés car les intervalles doivent être petits ou des résultats spécifiques n'existent pas dans la correspondance pour l'ensemble des cas observés ou sinon nécessite une large bibliothèque de cas pour couvrir l'espace en entrée.

La similarité floue est proposée pour assurer une indexation efficace et une correspondance exacte [4], les données jugées pertinentes dans un cas sont

transformées en termes flous basées sur les types de données « textuelle, simple, intervalle ou linguistique » [5], 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 flous 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 [6] 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. 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 [7]. 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 entre les fonctions d'appartenance des attributs du cas courant et le cas historique. L'espace de chevauchement résultant est le degré de similarité entre les attributs [7].

4. Approche Adoptée

L'originalité de notre travail consiste à appliquer un modèle d'estimation pour le cas d'estimation de la vulnérabilité sismique des constructions.

Ce domaine d'application est intéressant pour les raisons suivantes:

1. Estimation difficile car: Quantité des ouvrages et la variabilité des types de constructions sont généralement importantes et dont on a peu de connaissances.
2. Méthodes d'estimation basées sur les retours d'expériences (subjectives).

4.1 Notions de base

La définition donnée lors de la décennie internationale pour la prévention des catastrophes naturelles [9] est :

- **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.

4.2 Méthodes d'estimation de la vulnérabilité sismique

Plusieurs méthodes d'estimation de la vulnérabilité ont été développées, en particulier la méthode de l'index de vulnérabilité.

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 [10].

Un paramètre ne peut prendre qu'une seule valeur et représente ainsi la classe (A,B,C) à la quelle il appartient [10].

Où la classe A représente une construction pas du tous vulnérable ; B : moyennement vulnérable ; C : construction vulnérable.

4.3 Approche Adoptée pour l'estimation de la vulnérabilité

Nous proposons un système dénoté **Vulnérabilité Floue**, son objectif est de permettre la tolérance des imprécisions tout au long du processus d'estimation par analogie ainsi que la gestion des incertitudes au niveau de la vulnérabilité estimée. Pour être plus précis, nous avons adopté la méthode de IDRI [12] développée pour l'estimation des coûts de développement de logiciels que nous avons adapté à la méthode de l'index de vulnérabilité EMS-98 [11].

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

- 1) Identification de la vulnérabilité sismique par un ensemble d'attributs ;
- 2) Similarité et Adaptation :
 - 2.1) Évaluation de la similarité entre la vulnérabilité d'une nouvelle construction et celles existantes dans la base de cas.
 - 2.2) Utilisation des vulnérabilités réelles des constructions les plus similaires à la nouvelle construction pour en déduire une estimation à sa vulnérabilité (adaptation compositionnelle).

4.3.1 Phase d'identification

Nous avons pris un seul type qui est les bâtiments en béton armé pour notre étude, la liste des paramètres sont au nombre de quatorze, et chacun d'eux est jugé nécessaire à l'estimation de la vulnérabilité [10]

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 μA_k^j . Dans notre cas les valeurs linguistiques utilisé 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.

Les scores obtenus pour chaque paramètre sont obtenus à partir de données observables (scores affectés manuellement par l'expert) ou calculables (scores obtenus en appliquant des formules mathématiques utilisés à cet effet) on donnera pour chaque type un exemple :

1. Système de contreventement (Donnée observable):

- ✓ Domaine de valeurs : 0 - 2.25
- ✓ Termes linguistiques

N° d'ordre	Terme linguistique	a	b	c	d
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

2. Capacité sismique (donnée calculable) : La capacité sismique est obtenue en déterminant un facteur α , ce facteur est calculé par une formule de calcul, 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 α :

- ✓ Domaine de valeurs : 0 - 2
- ✓ 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

Une fois la phase d'identification terminée il est temps de passer au calcul de la similarité.

4.3.2 Evaluation de la similarité

La similarité dans notre système sera calculée sur deux niveaux :

1. Similarité locale

Cette étape consiste à évaluer la similarité entre deux constructions C1 et C2 selon chaque attribut V_j , SV_j (C_1, C_2). SV_j (C_1, C_2) sera calculé par la formule d'agrégation flou :

$$SV_j(C_1, C_2) = \max \min_3(\mu A_k^j(C_1), \mu A_k^j(C_2)) \quad (1)$$

Où k est le nombre d'ensembles flous pour chaque attribut j, μA_k^j est la fonction d'appartenance de chaque ensemble flou d'un attribut V_j et C_i est la construction i.

Les ensembles flous sont (bas, moyen, élevé)

2. Similarité globale

La similarité entre deux constructions C1 et C2 $S(C_1, C_2)$ est évalué en combinant les similarités

individuelles $SV_j(C_1, C_2)$, par un quantificateur linguistique Q tel que all, most, many, at-most α et there exists.. Ce genre de quantificateur est appelé RIM (*Regular Increasing Monotone Quantifier*) [13]. Donc, la similarité globale entre deux constructions C_1 et C_2 est définie par l'expression informelle suivante :

$$S(C_1, C_2) = \text{mostof}(SV_j(C_1, C_2)) \quad (3)$$

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

Où mostof veut dire prendre en considération la plupart des attributs dans le calcul des similarités

L'implémentation du quantificateur RIM de l'équation 3 est assurée par un opérateur OWA. Donc, la similarité globale entre deux constructions C_1 et C_2 est calculée par :

$$S(C_1, C_2) = \sum_{j=1}^M w_j(C_1, C_2) SV_j(C_1, C_2) \quad (4)$$

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

$w_j(C_1, C_2)$ est le poids de l'attribut j selon un ordre croissant.

La procédure utilisée pour retrouver le vecteur W associé à un quantificateur RIM, Q, est composée de deux étapes [13] [14]. 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 5.

$$w_j = Q\left(\frac{\sum_{k=1}^j p_k}{T}\right) - Q\left(\frac{\sum_{k=1}^{j-1} p_k}{T}\right) \quad (5)$$

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 dernière phase dans l'estimation de la vulnérabilité sismique est la phase adaptation.

4.3.3 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 Ci est étroitement similaire à C si son degré de similarité à C est approximativement égal à 1.

$$\text{Vulnérabilité}(C) = \frac{\sum_{i=1}^N \mu_{\text{Voisinage}}(S(C, Ci)) \times \text{Vulnérabilité}(Ci)}{\sum_{i=1}^N \mu_{\text{Voisinage}}(S(C, Ci))} \quad (6)$$

Où N est le nombre de construction qui vérifie la qualification étroitement similaire (dans notre cas les constructions ayant des degrés d'appartenance supérieure à 0,8).

5. Discussion et Résultats

Une validation d'un nouveau système peut être effectué

sur deux niveau :1) axiomatique ;2) empirique. Le niveau axiomatique a été assuré par [13].

La validation empirique de notre système *vulnérabilité floue* consiste en l'évaluation de la précision de ses estimations de la vulnérabilité sur une base de constructions. 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. Les résultats de cette validation empirique sont comparés aux estimations faites par les experts du CTC de Tlemcen et Blida. Avant de décrire les résultats obtenus par notre système *Vulnérabilité floue*, nous présentons un échantillon des écrans de traitement de notre prototype.

5.1 Présentation du prototype *Vulnérabilité floue*

Cette présentation permettra de mettre en valeur les différentes phases de l'estimation de la vulnérabilité décrite dans la section précédente.

Mais avant tous, nous présentons l'architecture globale de notre système :

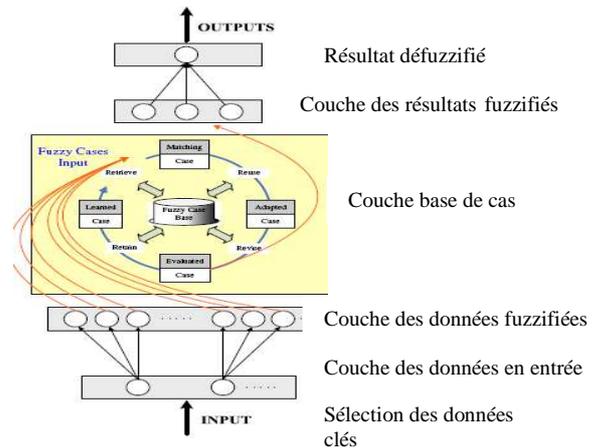


Figure 2 : Architecture de Vulnérabilité floue

a) Identification des structures

Notre prototype permet en premier lieu la saisie d'un nouveau cas :

The screenshot shows the 'Nouvel Cas' (New Case) form. It is divided into several sections:

- Informations de base**: Fields for 'N° Fiche' (10), 'Ville' (Alger), 'Commune' (Dj El Bleda), 'Adresse' (Bou 03), 'Type de la construction' (Béton), 'Usage de la construction' (Habitation), 'Date de la construction (Approximativement Conçue)' (1998), and 'Qualité du sol' (Mauvaise).
- Implantation de l'ouvrage**: Fields for 'L'ouvrage est-il implanté: Sur un terrain instable' (Non), 'En haut En bas d'une colline' (Non), 'Abords d'une falaise' (Non), 'Abords d'une rivière ou d'un oued' (Non), and 'Sur un terrain accidenté avec changement de pente important' (Non).
- Système de Contreventement**: 'Partique Auto stable avec remplissage de macramore' (Yes).
- Plancher En**: 'Béton armé'.
- Type de toiture**: 'Inscindable'.
- Toiture En**: 'Béton armé'.
- Caractéristiques de la construction**: 'Nombre de niveaux' (055+RDC+S), 'Nombre de poteaux par étage' (10), 'Longueur total (m)' (17), 'Dimension max des poteaux (btx) en cm' (44*40), 'Hauteur 1^{er} étage (m)' (3.0), 'Dimension max des poteaux longitudinales (btx) en cm' (40*50), 'Hauteur total (m)' (19.38), 'Dimension max des poteaux transversales (btx) en cm' (40*45).
- Voies**: 'Nombre de voies dans le sens de la largeur' (0), 'Nombre de voies dans le sens de la longueur' (0), 'Epaisseur des voies en cm' (0), 'Espacement des voies en cm' (0), 'Longueur minimale de voies m' (0).

Figure (3) Ecran de saisie d'un nouveau cas

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. L'appartenance à une classe est évaluée avec un degré d'appartenance défini par la forme trapèze (Figure 4)

Nom	Poids	Classe	Valeur	Degré d'appartenance
Système Contreventement	4	A	0.15000076364	1
Valeur de système Contreventement	1	C	0.75	1
La Capacité sismique	1	B	0.25	1
Type du sol	1	C	0.00000000000	0.00000000000
Changement Horizontal	1	A	0.25	1
Régularité en plan	1	A	0.25	1
Régularité en élévation	2	A	0.25	1
Qualité des maçonneries	1	C	0.75	1
Présence de poutres courtes	1	A	0.25	1
Décalé	1	C	0.00000000000	0.00000000000
Hauteur	2	C	0.00000000000	0.00000000000
Profil	1	A	0.25	1
Emplacement	1	C	0.00000000000	1
Impulsion de bourrage	1	A	0.25	1

Figure(4): 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) 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 nous présente les similarités globales entre un cas et la bibliothèque de cas existante et l'estimation de sa vulnérabilité sismique.

Num Cas	Vulnérabilité	Similarité
3	6,5	0,791490422019599
2	4,5	0,528322577476101
6	7,25	0,860732555369404
4	6,75	0,758239448070535
5	6,25	0,74161899098132
10	7,5	0,91690981388092
7	6,5	0,74161899098132
8	6,5	0,78391972220337
9	5	0,635539840441895
1	6,25	0,623808153114319

Figure 5 : Similarité globale et Estimation de la vulnérabilité d'un cas

5.2 Validation Empirique

La validation empirique de notre système est évaluée selon deux critères la précision des estimations et la prise en charge de l'imprécision : 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.

La Figure (9) montre que les estimations effectuées se rapprochent considérablement des vulnérabilités réelles des constructions. Ce qui avantage notre système en termes de précision des résultats.

Et la précision est évaluée à partir d'un taux d'erreur dont la formule est calculée par l'équation 7.

$$\text{Taux d'erreurs Cas } i = \frac{|(Ve - Vr)_i|}{\sum_{i=1}^{i=n} |(Ve - Vr)_i|} \quad (7)$$

Où V_e est la vulnérabilité estimée, V_r est la vulnérabilité réelle, et n est le nombre de cas de la base de cas. i est le $i^{\text{ème}}$ cas

Num Cas	Vulnérabilité réelle	Vulnérabilité estimée	Taux d'erreur	Similarité
3	6,5	7,25	0,236093079746033	0,791490422019599
2	4,5	5,17000007623395	0,210910558700562	0,528322577476101
6	7,25	7,08329725265503	0,0524766631424427	0,860732555369404
4	7,25	7,25	0	0,758239448070535
5	6,75	7	0,078637957098484	0,74161899098132
10	7,5	7,25	0,078637957098484	0,91690981388092
7	7	6,75	0,078637957098484	0,74161899098132
8	6,5	6,77999973297119	0,08814162760397298	0,78391972220337
9	4	3,57000017166138	0,135360434651375	0,635539840441895
1	6,25	6,11999988555908	0,040922973304987	0,623808153114319

Figure 6: taux d'erreur des estimations.

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.

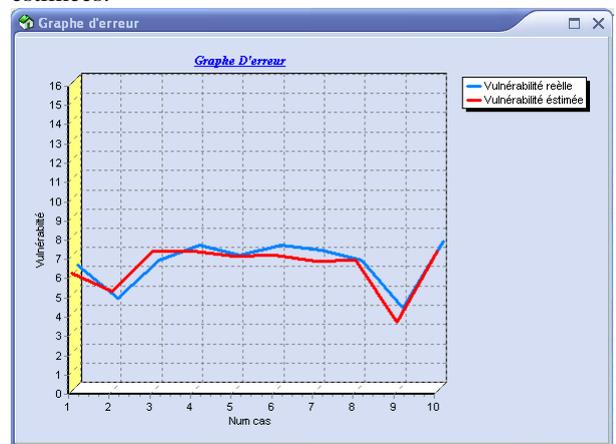


Figure 7 : Graphe d'erreur.

Vulnérabilité floue prend en charge aussi la gestion des incertitudes, l'incertitude a été vérifiée par rapport aux erreurs de mesurage des valeurs d'attributs.

Vulnérabilité floue a utilisé des valeurs linguistiques pour les quatorze paramètres, ceci permet de réduire les effets des erreurs commises lors du mesurage des attributs de vulnérabilité. Les erreurs de mesurage des valeurs linguistiques sont évaluées par la différence de degrés d'appartenance relatifs aux valeurs linguistiques. Prenons l'exemple de la capacité sismique : ce dernier est estimé avec trois ensembles flous bas, moyen et élevé :

La figure 8 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**

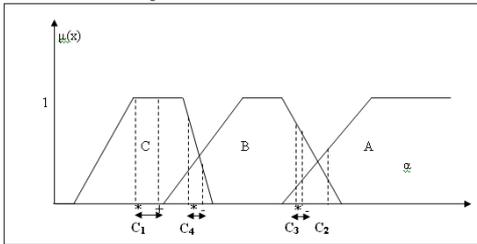


Figure 8: Exemples de situations où les erreurs de mesurage des attributs affectent (ou non) les estimations fournies par Vulnérabilité floue.

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.

En conclusion, les erreurs de mesurage sur un attribut peuvent être masquées (n'influent pas sur l'estimation de la vulnérabilité) au cours des trois étapes de **Vulnérabilité floue**.

6. Conclusion

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 :

1. Similarité individuelle
2. Similarité globale

- ✓ Adaptation : Pour une bonne estimation de la vulnérabilité sismique d'une construction, il faudrait définir le seuil de similarité (dans notre cas (0,80)) sur le quel se basera le choix des constructions semblables à la construction courante. La validation 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 :

1. la tolérance des imprécisions lors de l'affectation des scores.
2. la précision des estimations

Les résultats obtenus ont montré qu'une précision de + 90% est constatée dans les estimations obtenues et que la tolérance des imprécisions est prise en charge lors des erreurs de mesurage des attributs influant sur la réponse sismique.

Références Bibliographiques

- [1]: J. L. Kolodner. Case-Based Reasoning. Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo, CA, 1993.
- [2]: Aamodt, Agnar, et E.Plaza. Case-Based Reasoning: Foundational Issues, Methodological Variations and System Approaches. AI Communications, IOS Press, vol. 7, no 1, p. 39-59. 1994
- [3]: Sankar K.pal, Simon c.k.Shiu, Foundation of soft case-based-reasoning , vol 2 pp 150.2004 .
- [4]: R.J. Ku, 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.
- [5]: Dvir, G.,Langholz, G.,&Schneider,M.(Matching attributes in a fuzzy case based reasoning. Fuzzy Information Processing Society , pp33-36, 1999.
- [6]: 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.
- [7]: 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.
- [8]: R.Schank, *Dynamic Memory: A Theory of Reminding and Learning in Computer and People*. Cambridge University Press,1982.
- [9]: AFPS, Vulnérabilité Sismique du Bâtis Existant: approche d'ensemble, Cahier Technique n°25, France, 2005
- [10]: 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.
- [11]: MARIE-JOSÉ NOLLET, Évaluation de la vulnérabilité sismique des bâtiments existants, État des connaissances -2004
- [12]: A.Idri, A. Abran,." La logique floue appliquée aux modèles d'estimation d'effort de développement de logiciels-cas du modèle COCOMO'81" , IEEE Computer Society ,2004.
- [13]: 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>
- [14]: A.Idri, et A.Abran. 2001a. «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, 2001.