

MA-004-51-1

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Saad Dahlab, Blida

USDB



Faculté des Sciences

Département d'informatique

Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme de master en informatique

Option : Ingénierie de Logiciel

Thème

**Développement d'un système d'évaluation post-sismique
basé sur les réseaux de neurones**

Réalisé par :

M^{LLE} Karabernou Nesrine

M^{LLE} Hafri Souâd

Aït Akach

Encadré par :

M^{me} H.ABED

Promotion : 2010-2011

MA-004-51-1

REMERCIEMENT

TOUTES louange est à ALLAH l'unique et le seul... qui nous a guidé vers le chemin du savoir... donner le pouvoir et la patience à chaque fois qu'il le fallait...

Nous tenons à remercier notre promotrice Mme ABED de nous confier ce merveilleux travail. Nous la remercions énormément pour son support, son intérêt et son savoir-faire.

Que les membres de jury trouvent ici le témoignage de notre reconnaissance pour avoir bien accepté d'évaluer notre travail.

Nous exprimons, également, notre gratitude envers nos professeurs pour les efforts fournis durant toutes nos études, pour les conseils bénéfiques qu'ils ont su nous communiquer, ainsi que pour leurs expériences et leur professionnalisme dont ils nous ont fait profiter.

Nous remercions en fin toute personne qui nous a aidé, ou avait l'intention de le faire.

Dédicaces

A mes chers Parents,

A ma sœur Randa,

A mes oncles, mes tantes, mes grands-mères Fadhila et Kheira

A mon cher oncle Toufik,

A toute ma grande famille,

A tous mes amis, a toute la section master informatique.

*Enfin, que tous les professeurs du département informatique trouvent ici
l'expression de mes vifs sentiments de gratitude.*

A toutes les personnes cette thèse leur est dédiée à titre de modeste remerciement.

Nesrine

Dédicaces

A mes chers Parents,

A ma sœur Imen,

A mes oncles, ma tante Nadia, ma grande mère,

A mes chers cousins Mohamed, Said,

A toute ma grande famille,

A tous mes amis, a toute la section master informatique.

*Enfin, que tous les professeurs du département informatique trouvent ici
l'expression de mes vifs sentiments de gratitude.*

A toutes les personnes cette thèse leur est dédiée à titre de modeste remerciement.

Souâd

RÉSUMÉ

Le séisme est considéré comme l'une des catastrophes naturelles les plus dévastatrices. Il frappe n'importe où et n'importe quand, les dommages causés, au niveau des constructions, peuvent être plus ou moins importants. C'est pourquoi l'estimation des dégâts s'avère indispensable et doit être effectuée le plus rapidement possible pour réduire les risques d'effondrement des constructions et éviter les pertes humaines.

Compte tenu de l'ampleur des dégâts occasionnés, et du nombre insuffisant d'experts ayant une grande expérience dans le domaine de l'évaluation post-sismique, les responsables du CTC (Contrôle Technique Construction), ont suggéré l'implémentation, d'un système, qui peut les aider dans leur évaluation. Ce qui nous a incités à penser à la réalisation du système de raisonnement à base de réseaux de neurones, SERN : Système d'Evaluation par Réseaux de Neurones, Ce système permet aux experts de prendre une décision rapide.

De plus il permet de prendre en considération l'expérience stockée et acquise auparavant au cours des différents séismes.

Dans notre système, nous proposons donc d'utiliser la technique du raisonnement par réseaux de neurones, une approche de l'intelligence artificielle qui vise à résoudre de nouveaux problèmes grâce à l'intelligence de ces réseaux de neurones.

Mots – Clés : Raisonnement par réseaux de neurones, Intelligence Artificielle, Evaluation Post-Sismique.

ABSTRACT

Earthquake is considered to be one of the most devastating natural catastrophes. It can hit anywhere, and anytime resulting in damage on the buildings that can be more or less important. Thus estimating the caused damage is essential and should be done as quickly as possible to avoid the risk of collapse.

Taking into consideration the extent of the harm caused by the earthquake, as well as the lack of highly qualified experts in post seismic evaluation, the responsible of CTC suggested the implementation of a new system that will help them achieve their evaluation. This prompted us to think about carrying out an artificial reasoning technique in the post seismic evaluation of the buildings which allows the experts to take a rapid decision.

Furthermore, it enables us to take into consideration stored experiences and data acquired during previous earthquakes.

All in all, in our system, we suggest the use the artificial neural network reasoning technique, an approach of artificial intelligence that aims at solving new problems using knowledge gathered form passed experiences.

Key words: Artificial neural network, Artificial intelligence, post seismic evaluation.

Tables des matières

Introduction générale..... 01

Chapitre 1 : Les RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS : Définitions et principes de fonctionnement

1. **Introduction**..... 04

2. **Historique**..... 05

3. **Fondements biologiques**..... 06

4. **Les neurones artificiels**..... 07

5. **L'apprentissage** 15

6. **Les règles d'apprentissage**..... 18

7. **Les types de réseaux de neurones**..... 19

8. **Les étapes de mise en œuvre d'un réseau de neurone**..... 23

9. **Domaine d'application des réseaux de neurones**..... 26

10. **Les avantages des réseaux de neurones**..... 27

11. **Les inconvénients des réseaux de neurones**..... 27

12. **Conclusion**..... 28

Chapitre 2 : L'évaluation des dommages post-sismiques

1. **Introduction**..... 29

2. **Evaluation des dommages Post-sismiques**..... 29

3. **Effet des séismes sur l'environnement**..... 31

4. **Les types de structure**..... 32

5. **Vulnérabilité et risque sismique**..... 34

6. <u>Evaluation des dommages post-sismique</u>	34
7. <u>Conclusion</u>	42

Chapitre 3: Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

1. <u>Introduction</u>	43
2. <u>Utilisation du Raisonnement par réseaux de neurones pour la réalisation de SERN</u>	43
3. <u>La conception du réseau de neurone</u>	43
4. <u>Les poids des attributs de la fiche</u>	54
5. <u>Conclusion</u>	58

Chapitre 4: Implémentation et tests expérimentaux

1. <u>Introduction</u>	59
2. <u>Présentation du logiciel</u>	59
3. <u>Résultats expérimentaux</u>	69
4. <u>Conclusion</u>	74
Conclusion et perspectives	75
Liste des abréviations	77
Bibliographie	78

Chapitre 1

Les RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS

Définitions et principes de fonctionnement

1. <u>Introduction</u>	04
2. <u>Historique</u>	05
3. <u>Fondements biologiques</u>	06
3.1. <u>Le neurone</u>	06
3.2. <u>Les circuits neuronaux</u>	07
3.3. <u>L'activation d'un neurone</u>	07
4. <u>Les neurones artificiels</u>	07
4.1. <u>Neurone formel</u>	08
4.2. <u>Fonction de transfert</u>	09
4.3. <u>Architecture des réseaux de neurones formels</u>	11
4.4. <u>Connectivité</u>	13
5. <u>L'apprentissage</u>	15
5.1. <u>L'apprentissage supervisé</u>	15
5.2. <u>L'apprentissage non supervisé</u>	16
5.3. <u>L'apprentissage renforcé</u>	17
6. <u>Les règles d'apprentissage</u>	18
6.1. <u>Règle de correction d'erreurs</u>	18
6.2. <u>Apprentissage de Boltzmann</u>	18
6.3. <u>Règles de hebb</u>	18
6.4. <u>Règle d'apprentissage par compétitions</u>	19

<u>7. Les types de réseaux de neurones</u>	19
<u>7.1. Perceptron monocouche</u>	19
<u>7.2. Perceptron multicouche PMC</u>	20
<u>7.3. Les réseaux à fonction radiale</u>	21
<u>7.4. Les réseaux de Hopfield</u>	21
<u>7.5. Les réseaux de Kohonen</u>	22
<u>7.6. Les réseaux ART (Adaptative Resonance Theorie)</u>	23
<u>8. Les étapes de mise en œuvre d'un réseau de neurone</u>	23
<u>9. Domaine d'application des réseaux de neurones</u>	26
<u>10. Les avantages des réseaux de neurones</u>	27
<u>11. Les inconvénients des réseaux de neurones</u>	27
<u>12. Conclusion</u>	28

Chapitre 2

L'évaluation des dommages post-sismique

1. <u>Introduction</u>	29
2. <u>L'origine du séisme</u>	29
3. <u>Effet des séismes sur l'environnement</u>	31
3.1. <u>Tassement</u>	31
3.2. <u>Liquéfaction</u>	31
4. <u>Les types de structure</u>	32
5. <u>Vulnérabilité et risque sismique</u>	34
6. <u>Evaluation des dommages Post-sismiques</u>	34
6.1. <u>Classification des dommages</u>	35
6.2. <u>Les niveaux des dommages</u>	36
6.3. <u>Difficultés liées au domaine</u>	39
6.4. <u>Structure d'une fiche d'évaluation</u>	40
7. <u>Conclusion</u>	42

Chapitre 3

Conception: Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post- sismique

1. <u>Introduction</u>	43
2. <u>Utilisation du Raisonnement par les réseaux de neurones pour la réalisation de SERN</u>	43
3. <u>La conception du réseau de neurone</u>	43
3.1. <u>Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones</u>	44
3.2. <u>Collection des données</u>	44
3.3. <u>Séparation des bases de données</u>	44
3.4. <u>Elaboration de la structure du Réseaux</u>	45
3.5. <u>Mise en forme des données pour un réseau de neurone</u>	47
3.6. <u>L'entraînement du réseau (l'apprentissage)</u>	47
3.7. <u>Validation et tests</u>	54
4. <u>Les poids des attributs de la fiche</u>	54
5. <u>Conclusion</u>	58

Chapitre 4

Implémentation et tests expérimentaux

<u>1.</u> Introduction.....	59
<u>2.</u> <u>Présentation du logiciel</u>	59
<u>2.1.</u> L'environnement C#.....	59
<u>2.2.</u> Description du logiciel.....	62
<u>3.</u> <u>Résultats expérimentaux</u>	69
<u>3.1.</u> Les données du problème de tests.....	69
<u>3.2.</u> Les tests.....	73
<u>4.</u> <u>Conclusion</u>	74

Liste des tableaux

Tab 1.1. : Fonctions de transfert.....	10
Tab 1.2 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.....	11
Tab 2.1 : Echelle d'intensité de Mercalli.....	30
Tab 2.2 : Echelle de magnitude de Richter.....	31
Tab 3.1 : La table des poids.	57

Liste des figures

Figure 1.1: Structure d'un neurone	06
Figure 1.2 : Neurone artificiel	08
Figure 1.3: Neurone formel	09
Figure 1.4 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.....	11
Figure 1.5 : Réseau de neurones à n entrées, une couche de N_c neurones cachés et N_0 neurones de sortie	12
Figure 1.6 : Réseau de neurone bouclé.....	13
Figure 1.7 : Réseau à connexions locales.....	14
Figure 1.8 : Réseau à connexions totales.....	14
Figure 1.9 : L'apprentissage à un réseau.....	15
Figure 1.10: L'apprentissage supervisé.....	16
Figure 1.11: L'apprentissage non supervisé.....	17
Figure 1.12: Le modèle d'un perceptron.....	20
Figure 1.13: Le modèle d'un PMC.....	20
Figure 1.14: Architecture d'un modèle de Hopfield.....	21
Figure 1.15: Les réseaux de Kohonen.....	22
Figure 1.16: Les différents types de réseaux.....	23
Figure 1.17 : Les différents algorithmes d'apprentissage.....	26
Figure 2.1 : Liquéfaction de sables fins intervenus lors du séisme d'Inde de 2001.....	32

Figure 2.2 : Poutres en béton armé supportant le tablier d'un pont en arc en Tunisie...	33
Figure 2.3 : Dommages dans les éléments structuraux.....	37
Figure 2.4: Dommages dans les éléments non structuraux.....	38
Figure 3.1 : Organigramme de conception d'un réseau de neurones.	45
Figure 3.2 : L'architecture du réseau de neurones	52
Figure 3.3 : Le graphe de la fonction sigmoïde.....	53
Figure 4.1 : Représentation de la bibliothèque de réseaux de neurones.....	61
Figure 4.2 : le menu de choix principal.....	62
Figure 4.3 : Le menu de choix d'un Expert.....	63
Figure 4.4 : Le menu de choix d'un Utilisateur simple.	63
Figure 4.5 : Consultation de la base de stockage.	64
Figure 4.6 : L'ajout d'une nouvelle fiche.	65
Figure 4.7 : Saisie de la description de la construction.	65
Figure 4.8 : Saisie des dommages.	66
Figure 4.9 : Evaluation finale.	66
Figure 4.10 : Evaluation de la construction.	67
Figure 4.11 : Suppression et modification d'une fiche.	68
Figure 4.12 : Modification des poids.	68
Figure 4.13 : Interface Administrateur.	69
Figure 4.14 : Test du logiciel.....	73

Introduction générale

Après un séisme, l'évaluation rapide des dommages des constructions est d'une grande importance. Elle permet de déterminer les mesures urgentes à entreprendre pour réduire le risque d'effondrement. Cette évaluation consiste à inspecter les structures, en suivant une méthodologie qui permet dans un premier temps, de collecter de manière rapide et fiable les informations exactes sur l'état d'endommagement des structures. Dans un deuxième temps, il s'agit de classer les constructions dans l'une des trois catégories : Vert, Orange, Rouge.

Cette opération délicate nécessite la participation d'experts qualifiés qui ont déjà participé à des campagnes post-sismiques.

Or, dans ce genre de situation d'urgence, le nombre d'experts Algériens, ayant une grande expérience dans le domaine de l'évaluation des dommages, demeure insuffisant compte tenu de l'ampleur des dégâts.

De plus le sentiment de fatigue, le stress, l'émotion qu'entraîne ce type de situation douloureuse affectent les capacités d'objectivité de l'ingénieur chargé de l'expertise, à qui incombe la lourde tâche de fournir d'une manière précise, l'estimation des dégâts et de prendre les décisions adéquates concernant l'évaluation des constructions endommagées à des niveaux de gravité différents.

Le travail qui nous a été confié, consiste en la conception et la réalisation d'un système d'évaluation post-sismique. Ce système sera implémenté en utilisant la technique des réseaux de neurones.

A ce titre, l'objectif du système **SERN** (Système d'Evaluation par **R**éseaux de **N**eurones) est d'aider les ingénieurs en parasismique et en particulier ceux, qui n'ont pas une grande expérience, à mesurer le degré de l'endommagement.

Le choix de la technique des réseaux de neurones est justifié par le fait qu'ils sont dotés d'une grande performance et une grande capacité d'apprentissage.

Introduction générale

Dans notre cas le réseau va apprendre à évaluer des constructions en se basant sur les dommages observés pendant les tremblements de terre passés. Les cas évalués par les experts lors des différents séismes existent et sont disponibles au niveau des archives du **CTC**, et les experts eux même se basent sur ces cas lors d'une nouvelle évaluation.

Les réseaux de neurones se distinguent par leur remarquable capacité à apprendre comment effectuer des tâches sur les données fournies. Ainsi un réseau de neurones peut être considéré comme un «**expert**» qui analyse les informations qui lui ont été fournis. Cet expert peut ensuite être utilisé pour fournir des prévisions sur de nouvelles situations.

1. Introduction

L'intelligence artificielle est en continuelle progression depuis l'invention de l'ordinateur et l'utilisation de programmes informatiques. Il existe en effet de nombreux programmes capables de réaliser des choses de plus en plus complexes: diriger un robot, résoudre des problèmes, joué aux échecs... Mais ils sont très rarement capables de rivaliser avec le cerveau humain, et c'est pour cela que de nombreuses tâches sont encore irréalisables par les ordinateurs.

D'où vient cette différence ?

La première chose est évidemment la capacité de calcul, le cerveau est une machine assurément incroyable. Cependant, les ordinateurs n'ont pas cette faculté d'apprentissage, ils ne connaissent pas le progrès si personne ne les modifie. Voilà le challenge pour l'intelligence artificielle: savoir apprendre.

D'un autre côté, la biologie a apporté un grand nombre d'informations sur le fonctionnement du cerveau, des neurones... Des mathématiciens ont alors tenté de reproduire le fonctionnement du cerveau en intégrant ces connaissances en biologie dans des programmes informatiques, et en leur donnant la possibilité d'apprendre.

L'idée des réseaux de neurones est de s'inspirer de l'organisation du cerveau pour traiter les types de problèmes que les humains savent résoudre. La grande différence entre ordinateurs séquentiels et réseaux de neurones réside dans leur organisation.

Ce chapitre, comporte deux parties, dans la première partie nous donnons une vue historique sur la découverte des réseaux de neurones, ainsi que le fondement biologique du neurone.

La deuxième partie est consacrée aux **Réseaux de Neurones Artificiels (RNA)** :

- Le fonctionnement des **RNA**.
- Les différents types d'apprentissage...

Contenu du mémoire :

Notre travail consiste donc, à appliquer l'approche « raisonnement basé sur les réseaux de neurones » pour l'évaluation des dommages post-sismique dans le domaine du bâtiment. Pour cela, notre mémoire s'organise autour de quatre chapitres.

Après une introduction, le premier chapitre introduit une représentation générale des réseaux de neurones et les différents types et algorithmes d'apprentissage. Le deuxième chapitre aborde la démarche suivie par les experts en parasismique pour effectuer l'évaluation des structures endommagées suite à un séisme. Nous présentons dans le chapitre qui suit la conception de notre système et les différentes étapes du **RBRN (Raisonnement à Base de Réseaux de Neurones)**. Quand au quatrième chapitre, il est réservé à l'implémentation et tests. On y présente le logiciel dédié à l'implémentation de **SERN**,

Nous terminons par une conclusion et les perspectives de notre travail. Une bibliographie et des annexes sont fournies à la fin du mémoire.

L'Annexe A représente la fiche technique des dommages post-sismiques.

L'Annexe B le manuel d'estimation des dégâts.

2. Historique

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont issus de la combinaison entre la neurobiologie comme idée de base, la physique comme champs d'application et les mathématiques avec l'informatique en tant que moyens de réalisation. Nous présentons dans ce qui suit un bref historique des réseaux de neurone artificiels. [MIH08]

1943: J. McCulloch & W. Pitts

- Proposent un modèle simple de neurone capable de reproduire la machine de Turing,
- Démontrent qu'un assemblage synchrone de tels neurones est une machine universelle de calcul (c'est-à-dire que toute fonction logique peut être représentée par des unités à seuil),
A logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity, Bull.of Math. Biophysics 5, 115 (1943).

1948: D. Hebb

- Propose une règle d'apprentissage pour des réseaux de neurones.
The Organization of Behaviour, Wiley, New York 1949.

1958: F. Rosenblatt

- Propose le modèle du perceptron et démontre son théorème de convergence.

1969: M. Minsky & S. Papert

- Démontrent les limitations du modèle du perceptron.
- Perceptrons, the MIT Press, Cambridge 1969.

1972 :T. Kohonen

- Présente ses travaux sur les mémoires associatives.
- Propose des applications à la reconnaissance de formes.

1982: J.J. Hopfield

- Présente une théorie de fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones.
- Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, Proceedings of the National Academy of Sciences, USA, 1982, pp. 2,554.

1986: D.E. Rumelhart et al

- Apprentissage par rétro-propagation pour les réseaux multi-couches.
- Learning representations by back-propagating errors, Nature, vol. 323 (1986).

3. Fondements biologiques

3.1. Le neurone

On pense que le système nerveux compte plus de **1000 milliards [DAV93]**, de neurones interconnectés. Bien que les neurones ne soient pas tous identiques, leur forme et certaines caractéristiques permettent de les répartir en quelques grandes classes. En effet, il est aussi important de savoir, que les neurones n'ont pas tous un comportement similaire en fonction de leur position dans le cerveau.

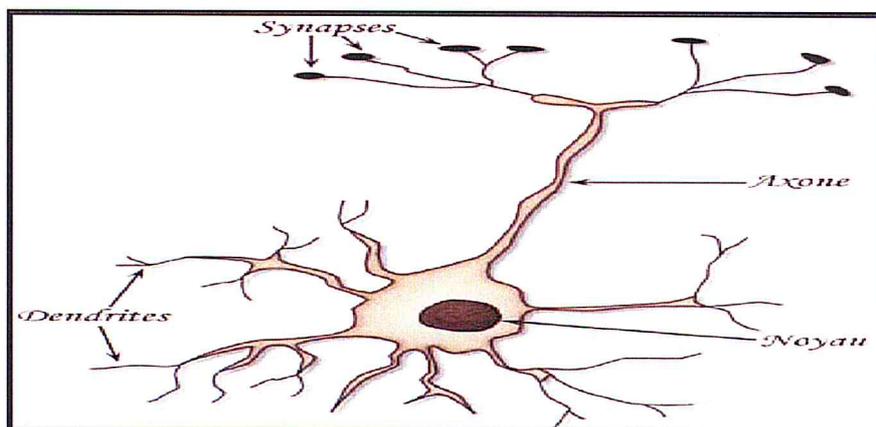


Figure1.1 : Structure d'un neurone. [BIO]

- **Les dendrites** : Ce sont de fines extensions tubulaires qui se ramifient autour de neurone et forment une sorte de vaste arborescence. Elles reçoivent les impulsions envoyées au neurone.
- **L'axone** : C'est au long de l'axone que les signaux partent du neurone. Il se connecte aux dendrites des autres neurones.
- **Le noyau** : Chaque neurone est une cellule. Autour du noyau, on trouve le corps cellulaire (soma). Celui-ci se prolonge par un axone unique et comporte de nombreuses dendrites qui constituent son organe "d'entrée".

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone pour être transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. Il existe un espace intercellulaire de quelques dizaines d'**Angström (10-9m)** entre l'axone du neurone afférent et les dendrites du neurone efférent. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse. [ERI09]

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

3.2. Les circuits neuronaux

Nous avons vu que chaque neurone est une unité autonome au sein du cerveau. Le neurone reçoit en continu des entrées. Le corps cellulaire du neurone, centre de contrôle, concentre les informations reçues pour ensuite être interprétées. La réponse, unique, à ces signaux est envoyée au travers de l'axone. L'axone transmet le message aux autres neurones. Le signal transmis peut avoir un effet excitateur ou inhibiteur. Le traitement très simple réalisé par chaque neurone indique que l'information n'est pas stockée dans les neurones, mais est plutôt le résultat du comportement de toute la structure interconnectée. L'information est, principalement, dans l'architecture des connexions et dans la force de ces connexions. [CLA92]

3.3. L'activation d'un neurone

L'ensemble des signaux d'entrée (excités et inhibés) est moyenné. Si cette moyenne est suffisamment importante sur un laps de temps très court, la cellule délivre un signal électrique aux cellules suivantes par l'intermédiaire de son axone. Les impulsions délivrées (ou potentiel d'action) sont du type tout ou rien. Cela signifie que les neurones communiquent entre eux en langage binaire. Les réseaux neuronaux sont basés sur cette logique.

4. Les neurones artificiels

Ce que l'on désigne habituellement par réseau de neurones est en fait un **réseau de neurones artificiels** basé sur un modèle simplifié de neurone. Ce modèle permet certaines fonctions du cerveau, comme la mémorisation associative, l'apprentissage par l'exemple, le travail en parallèle, mais le neurone artificiel est loin de posséder toutes les capacités du neurone biologique. Les réseaux de neurones biologiques sont ainsi beaucoup plus compliqués que les modèles mathématiques et informatiques [GER02].

Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont ou des capteurs composant la machine dont il fait partie. A chacune de ses entrées est associé un poids représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval. A chaque connexion est associé un poids [MOH07].

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

Il est commode de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la **figure 1.2**.

Cette représentation est à l'origine de la première vague d'intérêt pour les neurones formels, dans les années 1940 à 1970 (McCulloch et al, 1943), (Minsky et al, 1969).

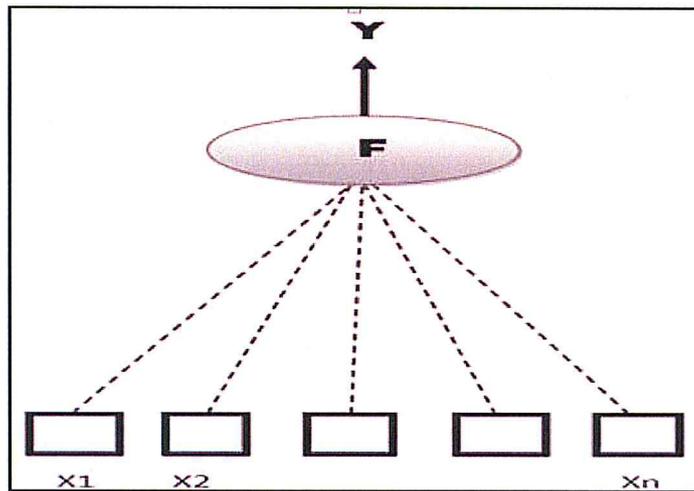


Figure 1.2 : Neurone artificiel [DRE98].

4.1. Neurone formel

Un "neurone formel" (ou simplement "neurone") est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées "entrées" du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa "sortie".

Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel [DRE98].

Il doit être capable de :

- Recevoir en entrée différentes informations provenant des neurones environnants,
- Analyser ces informations, de manière à envoyer en sortie une réponse,
- Ajuster cette réponse avant de l'envoyer aux neurones suivants.

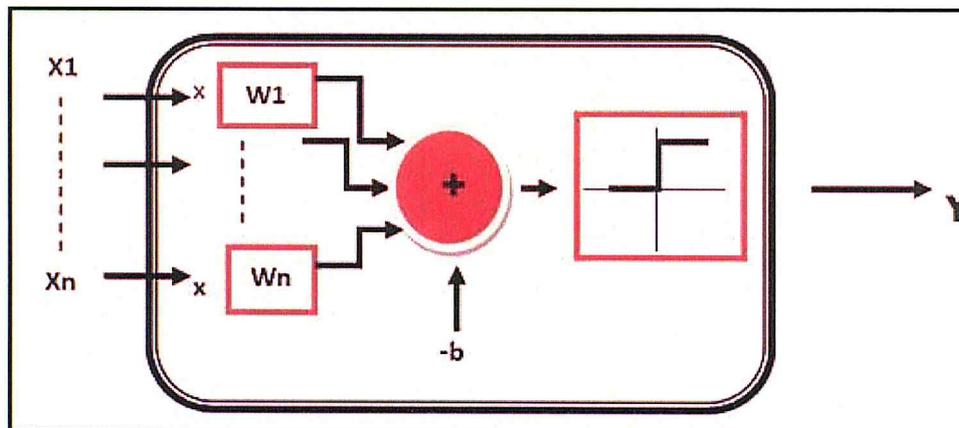


Figure 1.3 : Neurone formel [ADR09].

- W_i : désigne les Poids.
- X_i : désigne les entrées du neurone.
- b : désigne le biais.
- Y : désigne la sortie du neurone.

Il est donc tout naturel d'assimiler un neurone à un triplet (*poids* $\vec{}$, biais, fonction d'activation f):

- On multiplie chaque valeur d'entrée par la composante des *poids* $\vec{}$, correspondante, ce qui revient à faire le produit scalaire *entrée* $\vec{}$. *poids* $\vec{}$.
- On compare la valeur obtenue à une valeur de référence : **le biais**, ce qui revient à soustraire le scalaire biais.
- Enfin on applique la fonction d'activation à cette différence [ADR09].

4.2. Fonction de transfert

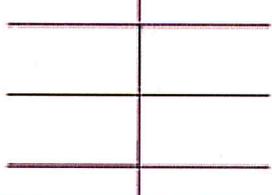
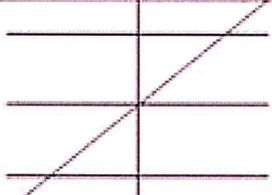
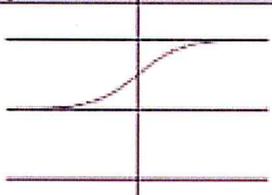
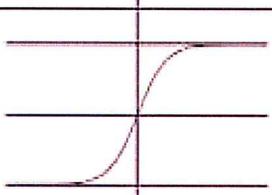
Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone sont énumérées au **tableau 1.1**. Les trois les plus utilisées sont les fonctions «**seuil**» (en anglais «**hard limit**»), «**linéaire**» et «**sigmoïde**» [MAR04].

La fonction d'activation a souvent une sortie comprise entre **0** et **1**.

Par exemple dans le cas d'une fonction d'activation de type seuil, la sortie sera :

- **0** si *entrée* $\vec{}$. *poids* $\vec{}$ - biais ≤ 0 .
- **1** si *entrée* $\vec{}$. *poids* $\vec{}$ - biais ≥ 0 .

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

Nom	Valeur	Représentation
Seuil	$f(x) = 0$ si $x \leq 0$ $f(x) = 1$ si $x > 0$	
Seuil symétrique	$f(x) = -1$ si $x < 0$ $f(0) = 0$ $f(x) = 1$ si $x > 0$	
Linéaire saturée	$f(x) = 0$ si $x < 0$ $f(x) = x$ si $0 \leq x \leq 1$ $f(x) = 1$ si $x > 1$	
Linéaire	$f(x) = x$	
Sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	

Tab 1.1 : Fonctions de transfert [ADR09].

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

➤ Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel

La modélisation consiste à mettre en œuvre un système de réseau neurones sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique on aura une correspondance pour chaque élément composant le neurone biologique, donc une modélisation pour chacun d'entre eux.

On pourra résumer cette modélisation par le **TAB 1.2**, qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel **Figure1.4**.

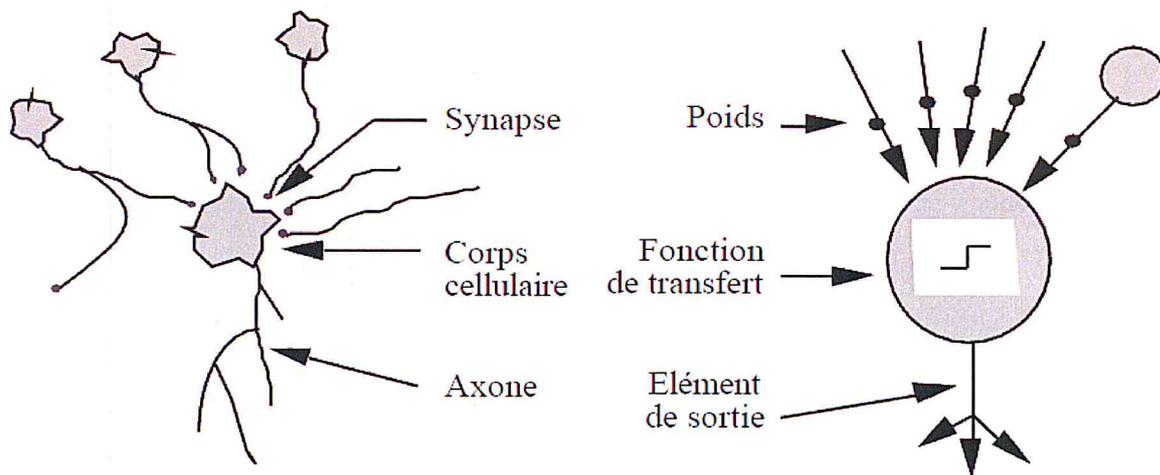


Figure 1.4 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel. [ERI09]

Neurone biologique	Neurone artificiel
Synapses	Poids de connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrite	Signal d'entrée
Le corps cellulaire	Fonction d'activation

Tab 1.2 : Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel. [ERI09]

4.3. Architecture des réseaux de neurones formels

On distingue deux structures de réseau, en fonction du graphe de leurs connexions, c'est-à-dire du graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les «**connexions**» entre ceux-ci :

- Les réseaux de neurones statiques (ou acycliques, ou non bouclés).
- Les réseaux de neurones dynamiques (ou récurrents, ou bouclés).

4.3.1. Réseaux de neurones non bouclés (réseaux feed-forward)

Un réseau de neurones non bouclé réalise une (ou plusieurs) fonction algébrique de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Dans un tel réseau (**figure 1.5**), le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Si l'on représente le réseau comme un graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les « connexions » entre ceux-ci, le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique [MOH07].

- Tout neurone dont la sortie est une sortie du réseau est appelé « neurone de sortie ».
- Les autres, qui effectuent des calculs intermédiaires, sont des « neurones cachés ».

Il existe deux types de réseaux de neurones : les réseaux complètement connectés et les réseaux à couche.

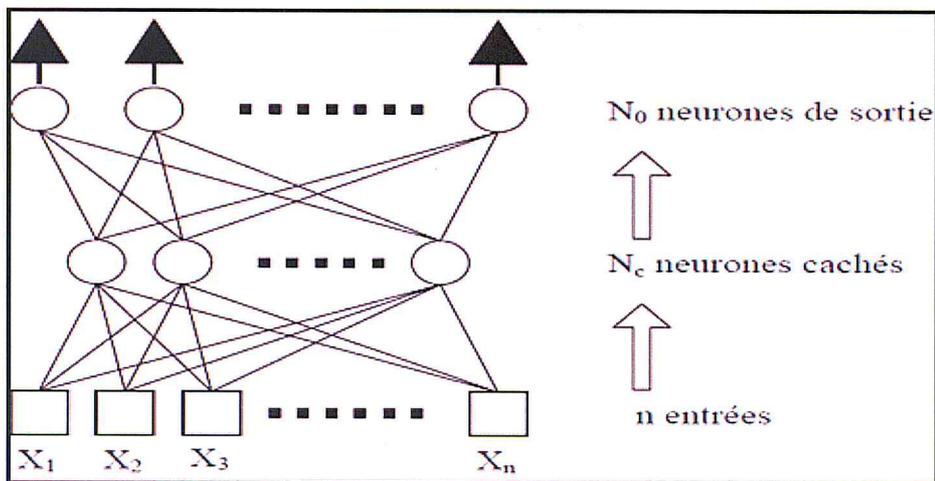


Figure 1.5 : Réseau de neurones à n entrées, une couche de N_c neurones cachés et N_0 neurones de sortie [MOH07].

4.3.1.1. Les réseaux de neurones complètement connectés

Dans un réseau complètement connecté, les entrées puis les neurones (cachés et de sortie) sont numérotés, et, pour chaque neurone :

- Ses entrées sont toutes les entrées du réseau ainsi que les sorties des neurones de numéro inférieur.
- Sa sortie est connectée aux entrées de tous les neurones de numéro supérieur.

4.3.1.2. Les réseaux de neurones à couches

Dans une architecture de réseaux à couches, les neurones cachés sont organisés en couches, les neurones d'une même couche n'étant pas connectés entre eux. De plus les connexions entre deux couches de neurones non consécutives sont éliminées.

Une telle architecture est historiquement très utilisée, surtout en raison de sa pertinence en classification.

4.3.2. Les réseaux de neurones bouclés (réseaux feedback)

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le « réseau bouclé », dont le graphe des connexions est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle ») [MOH07].

La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération.

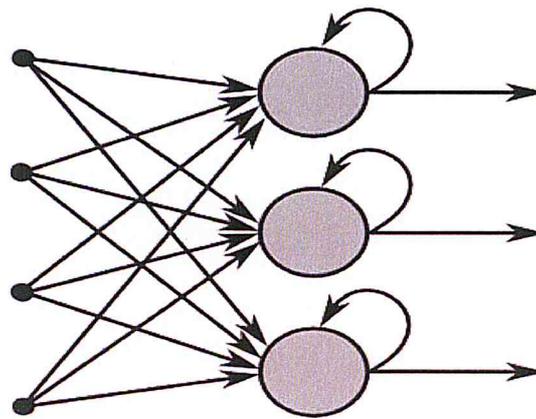


Figure 1.6 : Réseau de neurone bouclé [ACA].

4.4. Connectivité [MIH08]

La connectivité des réseaux, c'est à dire la manière dont ils sont reliés, peut être totale (tous les neurones connectés entre eux) ou par couche (les neurones d'une couche ne sont connectés qu'aux couches suivantes) - il existe des réseaux monocouches ou multicouches (*multi layer networks*). Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle.

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

Selon le type d'interconnexion on peut classer les réseaux comme réseaux à connexion **locale** (partielle) ou **totale** (complète).

➤ **Réseaux à connexions locales (Figure 1.7) :**

Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche en aval.

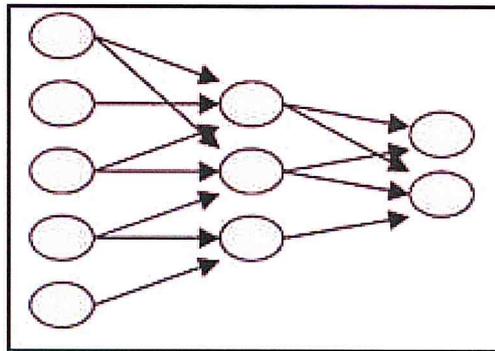


Figure 1.7 : Réseau à connexions locales [MIH08].

➤ **Réseaux à connexions totales (Figure 1.8) :**

Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau.

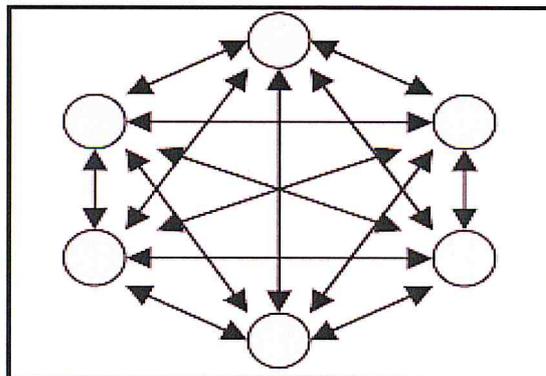


Figure 1.8 : Réseau à connexions totales [MIH08].

5. L'apprentissage

Pour un RNA, l'apprentissage peut être considéré comme le problème de la mise à jour des poids des connexions au sein du réseau, afin de réussir la tâche qui lui est demandée [UNI].

Sa principale caractéristique est sa capacité à apprendre (par exemple à reconnaître une lettre, un son...). Mais cette connaissance n'est pas acquise dès le départ. La plupart des réseaux de neurones apprennent par l'exemple en suivant un algorithme d'apprentissage. Il existe deux principaux types d'apprentissage : l'apprentissage **supervisé** et l'apprentissage **non supervisé** [GER02].

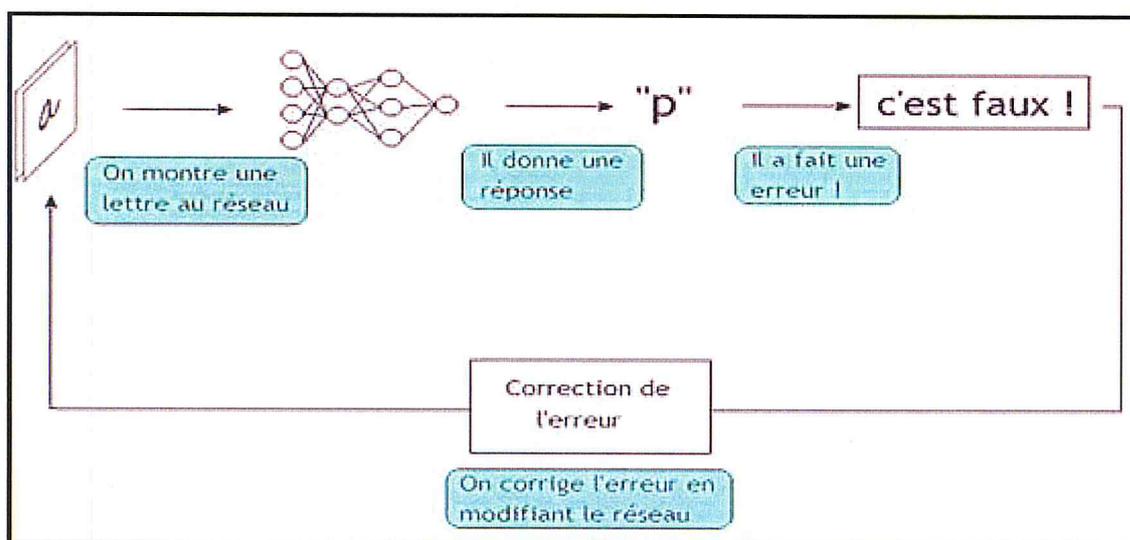


Figure 1.9 : L'apprentissage à un réseau [UNI].

5.1. L'apprentissage supervisé (Supervised learning)

Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Ainsi, le réseau va se modifier jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondant à une entrée donnée [UNI].

Ce genre d'apprentissage est réalisé à l'aide d'une base d'apprentissage, constituée de plusieurs exemples de type entrées-sorties (les entrées du réseau et les sorties désirées ou encore les solutions souhaitées pour l'ensemble des sorties du réseau).

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

La procédure usuelle dans le cadre de la prévision est l'apprentissage supervisé (ou à partir d'exemples) qui consiste à associer une réponse spécifique désirée à chaque signal d'entrée. La modification des poids s'effectue progressivement jusqu'à ce que l'erreur (ou l'écart) entre les sorties du réseau (ou résultats calculés) et les résultats désirés soient minimisés.

Cet apprentissage n'est possible que si un large jeu de données est disponible et si les solutions sont connues pour les exemples de la base d'apprentissage [MOH07].

Domaine d'application [MIH08]

- La modélisation statique des processus non linéaires décrits par des équations algébriques.
- La modélisation dynamique des processus décrits par des équations récurrentes.
- La commande de processus. Ils servent aussi à imposer une dynamique de réponse à une sollicitation.

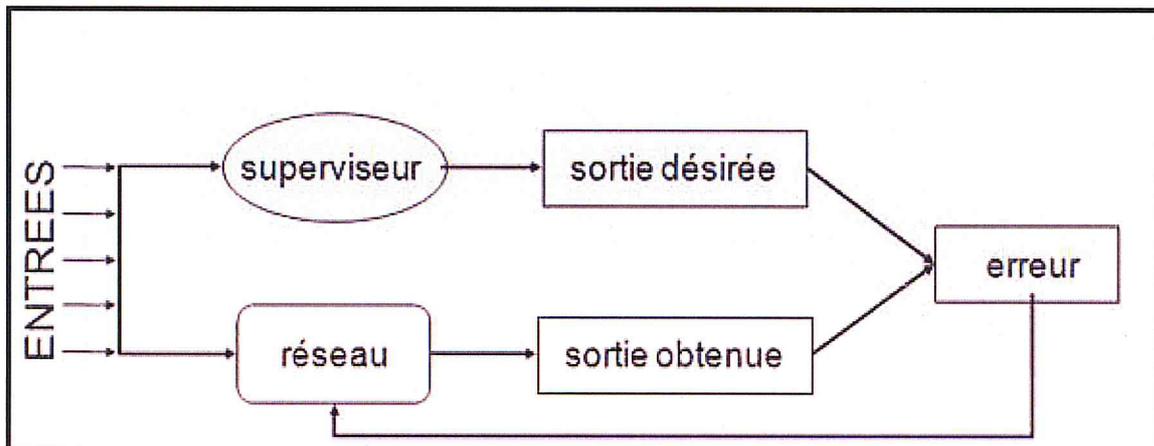


Figure 1.10 : L'apprentissage supervisé [MAN].

5.2. L'apprentissage non-supervisé (Unsupervised learning) [MOH07]

L'apprentissage non supervisé consiste à ajuster les poids à partir d'un seul ensemble d'apprentissage formé uniquement de données. Aucun résultat désiré n'est fourni au réseau.

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

- Qu'est-ce que le réseau apprend exactement dans ce cas ?

L'apprentissage consiste à détecter les similarités et les différences dans l'ensemble d'apprentissage. Les poids et les sorties du réseau convergent, en théorie, vers les représentations qui capturent les régularités statistiques des données (Fukushima, 1988; Hinton, 1992). Ce type d'apprentissage est également dit compétitif et (ou) coopératif (Grossberg, 1988). L'avantage de ce type d'apprentissage réside dans sa grande capacité d'adaptation reconnue comme une auto organisation, «self-organizing» (Kohonen, 1987). L'apprentissage non supervisé est surtout utilisé pour le traitement du signal et l'analyse factorielle.

Domaine d'application [FAR02]

- Clustering (segmentation, regroupement) : construire des classes automatiquement en fonction des exemples disponibles
- Règles d'association : analyser les relations entre les variables ou détecter des associations.
- Réduction de dimensions.

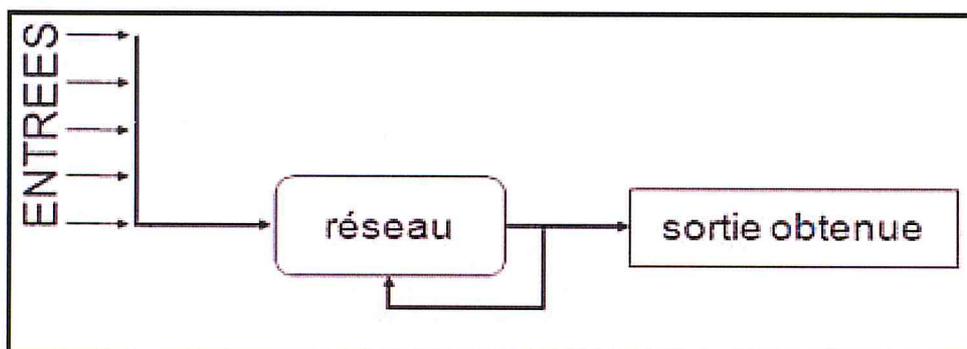


Figure 1.11 : L'apprentissage non supervisé [MAN].

5.3. L'apprentissage renforcé

L'apprentissage renforcé est une technique similaire à l'apprentissage supervisé à la différence qu'au lieu de fournir des résultats désirés au réseau, on lui accorde plutôt un grade (ou score) qui est une mesure du degré de performance du réseau après quelques itérations.

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

Les algorithmes utilisant la procédure d'apprentissage renforcé sont surtout utilisés dans le domaine des systèmes de contrôle (White et Sofge, 1992; Sutton, 1992) [MOH07].

6. Les règles d'apprentissage

6.1. Règle de correction d'erreurs

Cette règle s'inscrit dans le paradigme d'apprentissage supervisé, c'est -à-dire dans le cas où l'on fournit au réseau une entrée et la sortie correspondante. Si on considère y comme étant la sortie calculée par le réseau, et d la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur $(d-y)$, afin de modifier les connexions et de diminuer ainsi l'erreur globale du système. Le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que y soit égal à d .

Ce Principe est notamment utilisé dans le modèle du perceptron simple.

6.2. Apprentissage de Boltzmann

Les réseaux de Boltzmann sont des réseaux symétriques récurrents. Ils possèdent deux sous-groupes de cellules, le premier étant relié à l'environnement (cellules dites visibles) et le second ne l'étant pas (cellules dites cachées). Cette règle d'apprentissage est de type stochastique (= qui relève partiellement du hasard) et elle consiste à ajuster les poids des connexions, de telle sorte que l'état des cellules visibles satisfasse une distribution probabiliste souhaitée.

6.3. Règles de Hebb [MAR04]

Les règles de Hebb s'inspirent des travaux du neurophysiologiste **Donald Hebb** :

«When an axon of cell A is near enough to excite a cell B and repeatedly or persistently takes part in firing it, some growth process or metabolic changes take place in one or both cells such that A's efficiency as one of the cells firing B, is increased.»

Dans un contexte neurobiologique, **Hebb** cherchait à établir une forme d'apprentissage associatif au niveau cellulaire. Dans le contexte des réseaux artificiels, on peut reformuler l'énoncé de **Hebb** sous la forme d'une règle d'apprentissage en deux parties :

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

- Si deux neurones de part et d'autre d'une synapse (connexion) sont activés simultanément (d'une manière synchrone), alors la force de ce synapse doit être augmentée ;
- Si les mêmes deux neurones sont activés d'une manière asynchrone, alors la synapse correspondante doit être affaibli ou carrément éliminée.

Une telle synapse est dite «**synapse hebbienne**». Elle utilise un mécanisme interactif, dépendant du temps et de l'espace, pour augmenter l'efficacité synaptique d'une manière proportionnelle à la corrélation des activités pré- et post-synaptiques.

6.4. Règle d'apprentissage par compétitions [UNI]

La particularité de cette règle, c'est qu'ici l'apprentissage ne concerne qu'un seul neurone. Le principe de cet apprentissage est de regrouper les données en catégories. Les patrons similaires vont donc être rangés dans une même classe, en se basant sur les corrélations des données, et seront représentés par un seul neurone, on parle de «**winner-take-all**».

Dans un réseau à compétition simple, chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée, aux autres cellules de la couche de sortie (connexions inhibitrices) et à elle-même (connexion excitatrice). La sortie va donc dépendre de la compétition entre les connexions inhibitrices et excitatrices.

7. Les types de réseaux de neurones

7.1. Perceptron monocouche [RYO]

Le mécanisme perceptron fut inventé par le psychologue **FRANK Rosenblat** à la fin des années **50**.

Il représentait sa tentative d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents en général.

Le réseau dans ce modèle est formé de trois couches : Une couche d'entrée (la rétine), fournissant des données à une couche intermédiaire, chargée des calculs, cela en fournissant la somme des impulsions qui lui viennent des cellules auxquelles elle est connectée, et elle répond généralement suivant une loi définie avec un seuil, elle-même connectée à la couche de sortie (couche de décision), représentant les exemples à mémoriser. Seule cette dernière couche renvoie des signaux à la couche intermédiaire, jusqu'à ce que leurs connexions se stabilisent.

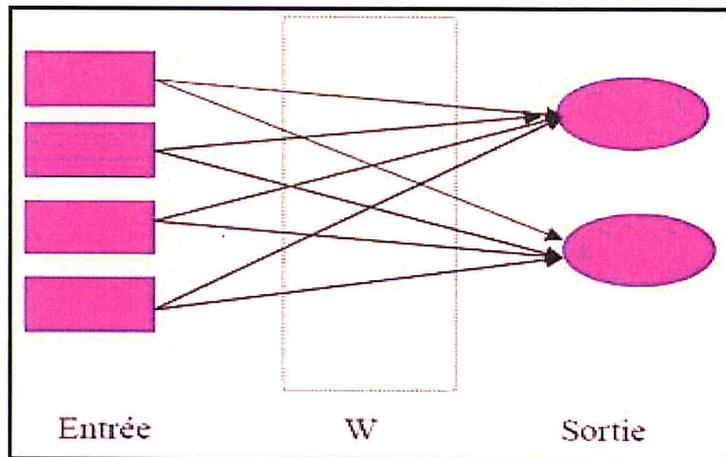


Figure 1.12 : Le modèle d'un perceptron [RYO].

7.2. Perceptron multicouche PMC

Appelé aussi **Multi-Layer Perceptron (MLP)**, ses neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec les neurones de couches avales. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées [RYO].

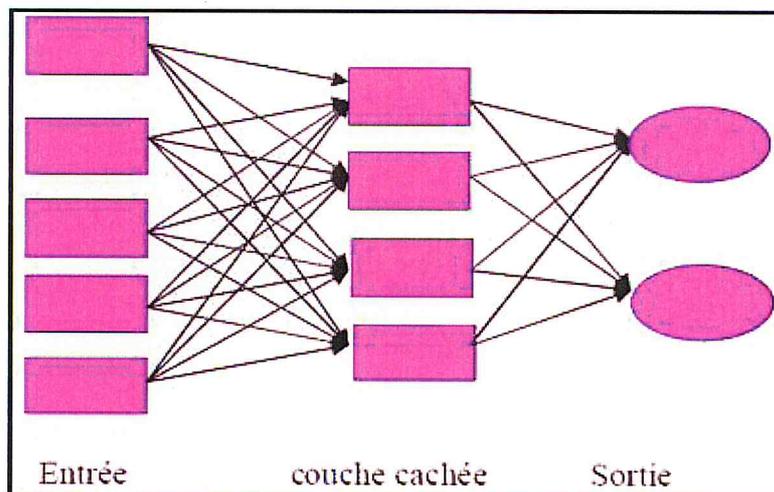


Figure 1.13 : Le modèle d'un PMC [RYO].

7.3. Les réseaux à fonction radiale

Ce sont les réseaux que l'on nomme aussi **RBF** ("**Radial Basic Functions**"). L'architecture est la même que pour les **PMC** cependant, les fonctions de base utilisées ici sont des fonctions Gaussiennes. Les **RBF** seront donc employés dans les mêmes types de problèmes que les **PMC** à savoir, en classification et en approximation de fonctions, particulièrement. Les règles d'apprentissage le plus utilisées pour les **RBF** sont soit, la règle de correction de l'erreur soit, la règle d'apprentissage par compétition.

7.4. Les réseaux de Hopfield

Les réseaux de **Hopfield** furent présentés en 1982 [RYO]. Ce des réseaux récurrents et entièrement connectés. Dans ce type de réseau, chaque neurone est connecté à chaque autre neurone et il n'y a aucune différenciation entre les neurones d'entrée et de sortie. Ils fonctionnent comme une mémoire associative non-linéaire et sont capables de trouver un objet stocké en fonction de représentations partielles ou bruitées. L'application principale des réseaux de **Hopfield** est l'entrepôt de connaissances mais aussi la résolution de problèmes d'optimisation. Le mode d'apprentissage utilisé ici est le mode non-supervisé [UNI].

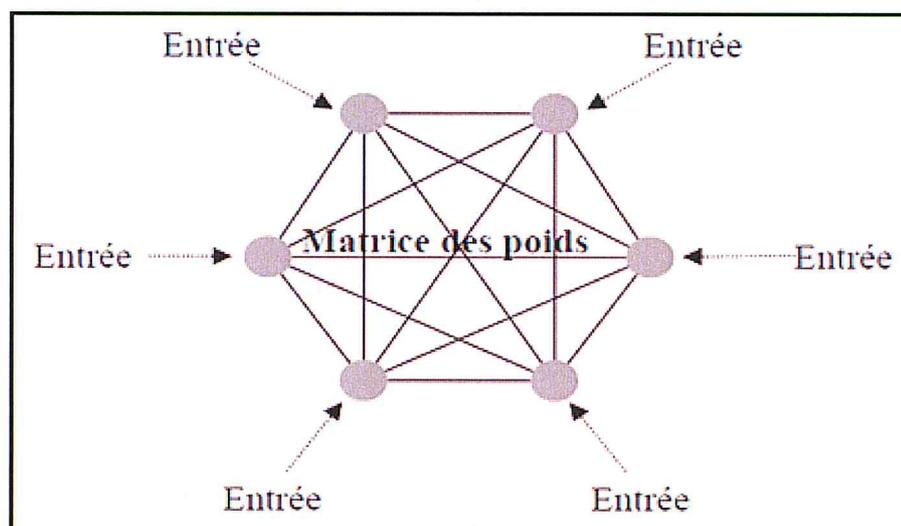


Figure 1.14 : Architecture d'un modèle de Hopfield [MIH08].

7.5. Les réseaux de Kohonen [RYO]

Ce modèle a été présenté par **Kohonen** en **1982** en se basant sur des constatations biologiques. Il a pour objectif de présenter des données complexes et appartenant généralement à un espace discret de grandes dimensions dont la topologie est limitée à une ou deux dimensions.

Les cartes de **Kohonen** sont réalisées à partir d'un réseau à deux couches, une en entrée et une en sortie.

Notons que les neurones de la couche d'entrée sont entièrement connectés à la couche de sortie.

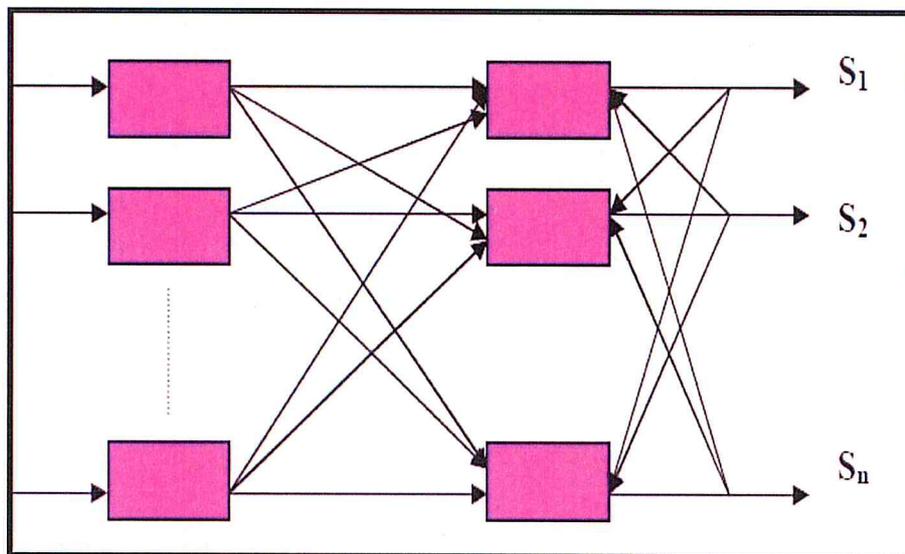


Figure 1.15 : Les réseaux de Kohonen [RYO].

Les neurones de la couche de sortie sont placés dans un espace d'une ou de deux dimensions en général, chaque neurone possède donc des voisins dans cet espace. Et qu'enfin, chaque neurone de la couche de sortie possède des connexions latérales récurrentes dans sa couche.

7.6. Les réseaux ART (Adaptative Resonance Theorie) [UNI]

Les réseaux ART ("Adaptative Resonance Theorie") sont des réseaux à apprentissage par compétition. Le problème majeur qui se pose dans ce type de réseaux est le dilemme «stabilité/plasticité ». En effet, dans un apprentissage par compétition, rien ne garantit que les catégories formées aillent rester stables. La seule possibilité, pour assurer la stabilité, serait que le coefficient d'apprentissage tende vers zéro, mais le réseau perdrait alors sa plasticité. Les ART ont été conçus spécifiquement pour contourner ce problème. Dans ce genre de réseau, les vecteurs de poids ne seront adaptés que si l'entrée fournie est suffisamment proche, d'un prototype déjà connu par le réseau. On parlera alors de résonance. A l'inverse, si l'entrée s'éloigne trop des prototypes existants, une nouvelle catégorie va alors se créer, avec pour prototype, l'entrée qui a engendrée sa création. Il est à noter qu'il existe deux principaux types de réseaux ART : les ART-1 pour des entrées binaires et les ART-2 pour des entrées continues. Le mode d'apprentissage des ART peut être supervisé ou non.

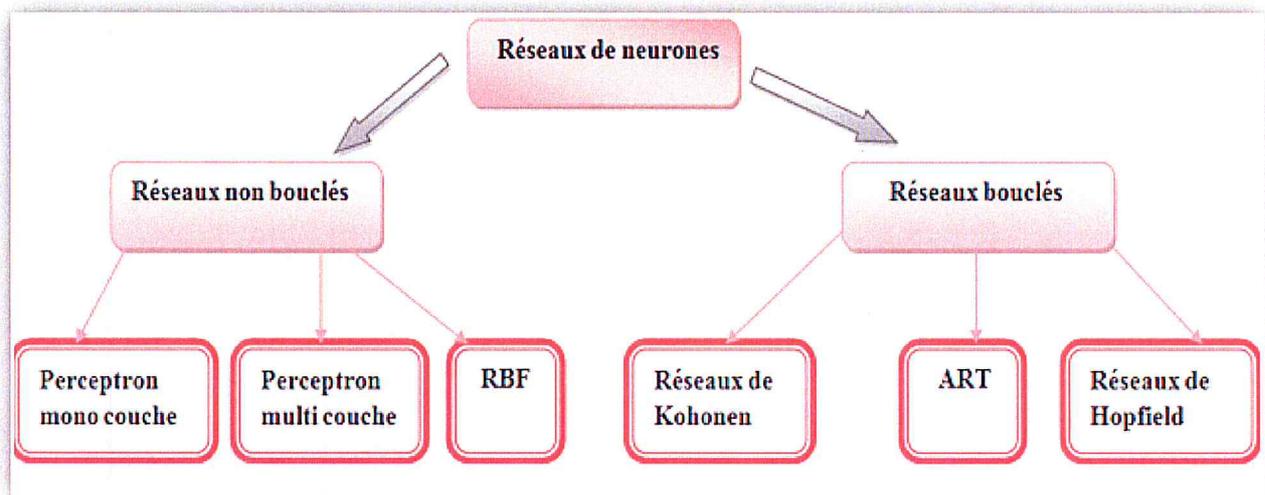


Figure 1.16 : Les différents types de réseaux

8. Les étapes de mise en œuvre d'un réseau de neurone

Nous allons suivre une démarche reprise par Wierenga et Kluytmans (1994) qui est composée de quatre étapes principales :

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

Etape 1 : fixer le nombre de couches cachées

Mis à part les couches d'entrée et de sortie, l'analyste doit décider du nombre de couches intermédiaires ou cachées. Sans couche cachée, le réseau n'offre que de faibles possibilités d'adaptation ; avec une couche cachée, il est capable, avec un nombre suffisant de neurones, d'approximer toute fonction continue (**HOR91**). Une seconde couche cachée prend en compte les discontinuités éventuelles.

Etape 2 : déterminer le nombre de neurones par couches cachées

Chaque neurone supplémentaire permet de prendre en compte des profils spécifiques des neurones d'entrée. Un nombre plus important permet donc de mieux coller aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Ici non plus il n'existe pas de règle générale mais des règles empiriques. La taille de la couche cachée doit être :

- Soit égale à celle de la couche d'entrée. [**WEI95**]
- Soit égale à **75%** de celle-ci. [**VEN94**]
- Soit égale à la racine carrée du produit des nombres dans la couche d'entrée et de sortie. [**SHE90**]

Notons que le dernier choix réduit le nombre de degrés de liberté laissés au réseau, et donc la capacité d'adaptation sur l'échantillon d'apprentissage, au profit d'une plus grande stabilité.

Une voie de recherche ultérieure consisterait soit à procéder à l'estimation d'un réseau comportant de nombreux neurones puis à le simplifier par l'analyse des multi colinéarités ou par une règle d'apprentissage éliminant les neurones inutiles ; soit à définir une architecture tenant compte de la structure des variables identifiée au préalable par une analyse en composantes principales.

Etape 3 : choisir la fonction d'activation

Nous considérons la fonction logistique pour le passage de la couche d'entrée à la couche cachée. Le passage de cette dernière à la couche de sortie sera soit linéaire, soit sigmoïde (logistique) selon nos types de variables.

Etape 4 : choisir l'algorithme d'apprentissage

L'algorithme d'apprentissage est la méthode mathématique qui va modifier les poids de connexions afin de converger vers une solution qui permettra au réseau d'accomplir la tâche désirée. L'apprentissage est une méthode d'identification paramétrique qui permet d'optimiser les valeurs des poids du réseau.

Différents algorithmes d'apprentissage sont utilisés pour former les différents réseaux de neurones, et sont utilisés pour résoudre différents problèmes:

✓ *L'algorithme d'apprentissage du Perceptron (Perceptron Learning) [ROS57]*

Cet algorithme peut être considéré comme le premier algorithme d'apprentissage pour les réseaux de neurones, et son histoire commence à partir de **1957**. L'algorithme peut être utilisé avec les réseaux à une seule couche, où chaque neurone possède une fonction d'activation à seuil. Ses domaines d'applications sont limités.

✓ *L'apprentissage par la Règle Delta (Delta Rule Learning) [NEU06]*

Cet algorithme a apparu après l'algorithme d'apprentissage du perceptron. Il utilise la dérivé de la fonction d'activation, et peut être applicable à des réseaux monocouche seulement, où chaque neurone possède une fonction d'activation continu au lieu d'une fonction d'activation à seuil.

Il est applicable à certaines tâches de classification et de reconnaissance.

✓ *L'algorithme de la rétropropagation (Back Propagation Learning) [STU95]*

C'est l'un des algorithmes les plus populaires et connus pour l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches. Initialement, il a été décrit en **1974**, et depuis ce temps, il a été largement étudiée et appliquée à des différentes tâches. Car cet algorithme est capable d'entraîner des réseaux de neurones multicouches, son domaine d'applications est très grand, et inclut différents tâches telles que la prévision, reconnaissance d'objets...

✓ L'algorithme d'apprentissage de SOM (SOM Learning) [KOH07]

Cet algorithme a été développé par **Kohonen**, et peut être considéré comme l'un des plus célèbres algorithmes d'apprentissage non supervisé pour des problèmes de clustering. Il traite des réseaux de neurones comme une carte en 2D de nœuds, où chaque nœud peut représenter une catégorie distincte. L'algorithme organise un réseau de telle sorte, qu'il devient possible de trouver la corrélation et les similitudes entre des échantillons de données.

✓ Réseau d'apprentissage élastique (Elastic Network Learning) [AND99]

L'algorithme est similaire à l'algorithme d'apprentissage de SOM, mais il traite les neurones du réseau non pas comme une carte en 2D de nœuds, mais comme un anneau. Au cours de la procédure d'apprentissage, l'anneau a différentes formes, ce qui représente une solution. L'une des manifestations les plus communes de cet algorithme d'apprentissage est le problème du voyageur de commerce (TSP).

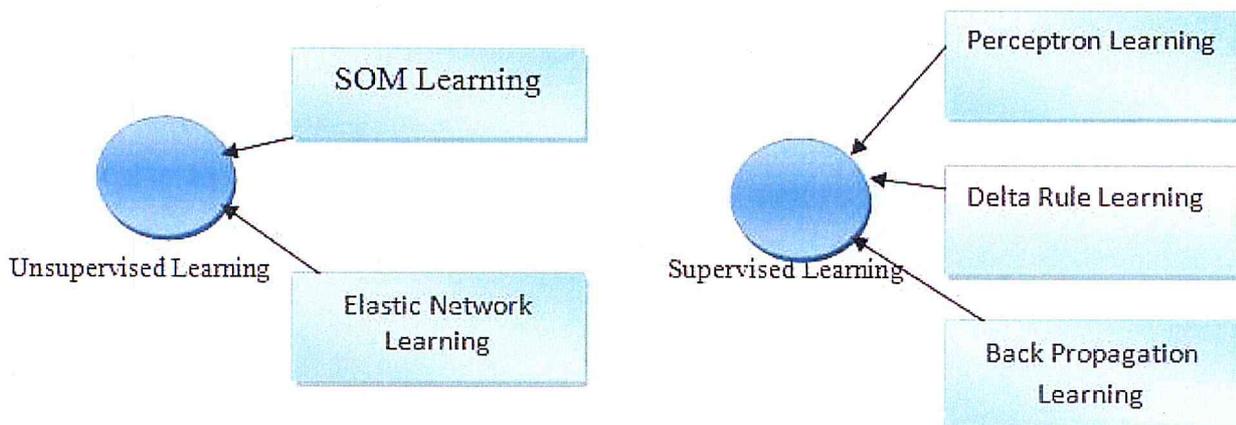


Figure 1.17 : Les différents algorithmes d'apprentissage

9. Domaine d'application des réseaux de neurones

Se trouvant à l'intersection de différents domaines (informatique, électronique, science cognitive, neurobiologie et même philosophie), l'étude des réseaux de neurones est une voie prometteuse de l'Intelligence Artificielle, qui a des applications dans de nombreux domaines :

- **Industrie:** contrôle qualité, diagnostic de panne, corrélations entre les données fournies par différents capteurs, analyse de signature ou d'écriture manuscrite...

Chapitre 1 : LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS (RNA)

- **Finance:** prévision et modélisation du marché (cours de monnaies...), sélection d'investissements, attribution de crédits...
- **Télécommunications et informatique:** analyse du signal, élimination du bruit, reconnaissance de formes (bruits, images, paroles), compression de données...
- **Environnement:** évaluation des risques, analyse chimique, prévisions et modélisation météorologiques, gestion des ressources...
-

10. Les avantages des réseaux de neurones [BEG05]

- Capacité de représenter n'importe quelle dépendance fonctionnelle. Le réseau découvre (=apprend, modélise) la dépendance lui-même sans avoir besoin qu'on lui "souffle" quoi que ce soit. Pas besoin de postuler un modèle, de l'amender, etc.
- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données
- Grande variété possible dans la variable prédite : oui/non, valeur continue, une ou plusieurs classes parmi n, etc.
- Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en mathématique, informatique ou statistique requises.
- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi-variables.

11. Les inconvénients des réseaux de neurones

Bien sûr, le réseau de neurones ne dispense pas de bien connaître son problème, de définir ses classes avec pertinence, de ne pas oublier de variables importantes, etc. Surtout, le réseau est une "boite noire", qui n'explique pas ses décisions.

12. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons introduit les définitions essentielles relatives aux réseaux de neurones. Nous avons notamment distingué entre les réseaux de neurones non bouclés, qui réalisent des fonctions non linéaires et ceux bouclés, qui réalisent des équations aux différences non linéaires.

Nous avons aussi mis l'accent sur l'utilisation des réseaux de neurones comme outils de modélisation par apprentissage. Ces derniers permettent d'ajuster des fonctions non linéaires très générales à des ensembles de points. Comme toute méthode qui s'appuie sur des techniques statistiques, l'utilisation de réseaux de neurones nécessite que l'on dispose de données suffisamment nombreuses et représentatives.

Enfin, nous avons décrit les applications des réseaux de neurones.

Dans le chapitre suivant nous présentons une vue générale sur le phénomène sismique, les conséquences d'un séisme sur les constructions, ainsi que les principales étapes de l'évaluation des dommages post-sismique.

1. Introduction

Dans le cas d'un fort tremblement de terre, la prise de décision sur l'habitation et la réparation d'un bâtiment est d'urgence, car une mauvaise décision pourrait mettre des vies humaines en danger.

Pour prendre de bonnes décisions, le processus de l'évaluation des dommages post-sismique doit être fait par un large groupe d'experts. [MAR04]

Pour cela ce chapitre est consacré à l'étude des éléments nécessaires à la compréhension de la problématique de l'évaluation post-sismique d'éléments de structures endommagées. On propose dans cette partie la description de la démarche suivie par les ingénieurs en parasismique pour l'estimation des dommages post-sismiques. Nous mettons l'accent sur les difficultés rencontrées par les ingénieurs qui sont envoyés sur les lieux du sinistre et chargés de l'expertise.

2. L'origine du séisme

Le séisme est un phénomène lié à l'existence de mouvements tectoniques continuellement en action qui soulèvent des chaînes de montagnes et creusent des tranchées océaniques à la surface de la terre. Ces mouvements affectent une quinzaine de plaques et engendrent des contraintes sur les lignes de contact des plaques. Lorsque ces contraintes deviennent trop élevées et supérieures à la résistance au frottement, une rupture brutale se produit : c'est un tremblement de terre, à la suite duquel un nouvel état provisoire de stabilité est réalisé.

Il résulte de cette description qu'il existe des régions du monde à plus ou moins haut risque sismique, suivant leur localisation géographique par rapport à ces zones de jonctions des "plaques".

- **Intensité et magnitude d'un séisme [GAR07]**

On peut caractériser l'importance d'un tremblement de terre ou séisme par l'intermédiaire de différents paramètres.

De part son intensité **I (échelle de Mercalli)**, l'intensité mesure l'importance d'un séisme en un lieu donné d'après les manifestations ressenties par la population et les dégâts qu'il a pu provoquer. Pour un séisme donné, l'intensité dépend de la distance à l'épicentre, elle décroît quand cette distance augmente, mais des anomalies peuvent apparaître, dues à des conditions géologiques particulières et topographiques.

Chapitre 2 : L'évaluation des dommages post-sismique

Intensité	Dégâts Matériels
Degré I	secousse imperceptible par l'homme, inscrite seulement par les sismographes.
Degré II	secousse ressentie par un petit nombre de personne, surtout par ceux situés aux étages supérieurs des maisons.
Degré III	secousse faible ressentie par un certain nombre d'habitants, comme le serait l'ébranlement produit par une voiture lancée à grande vitesse; la direction et la durée de la secousse peuvent parfois être appréciées.
Degré IV	ébranlement constaté par quelques personnes en plein air, mais beaucoup à l'intérieur des maisons; vibration de vaisselle, craquement de planchers et des plafonds.
Degré V	ébranlement constaté par toute la population; réveil des dormeurs; ébranlement de meubles et de lits.
Degré VI	des personnes effrayées sortent des habitations; tintement général des sonnettes, arrêt des pendules, crépis fendillés, vaisselle brisée, cloches mises en branle, chute de plâtras.
Degré VII	maisons légèrement endommagées, lézardes dans les murs, chutes de cheminées isolées en mauvais état; écroulement de minarets, de mosquées ou d'églises mal construites.
Degré VIII	sérieux dommages, fentes béantes dans les murs, chute de la plupart des cheminées, des clochers; renversement ou rotation des statues, des monuments funéraires; fissures dans les pentes raides ou dans les terrains humides; chutes de rochers en montagne.
Degré IX	de solides maisons en construction européenne sont sérieusement endommagées, un grand nombre, rendues inhabitables; d'autres s'écroulent plus ou moins complètement.
Degré X	la plupart des bâtiments en pierre et en charpente sont détruits avec leur fondations; fentes dans les murs en briques; rails de chemins de fer légèrement recourbés; dommages aux ponts; tuyaux de conduites brisés, fentes et plis ondulés dans les rues; éboulements; l'eau des rivières et des lacs est projetée sur le rivage
Degré XI	destruction totale des bâtiments en pierre, des ponts des digues; larges déchirures et crevasses dans le sol; grands éboulements de terrain
Degré XII	rien ne demeure plus des œuvres humaines; changement dans la topographie; formations de grandes failles, dislocations horizontales et cisaillement du sol; rivières détournées de leur cours.

TAB 2.1 : Echelle d'intensité de Mercalli. [GAR07]

De part sa magnitude **M (échelle de Richter)**, c'est une évaluation de la quantité d'énergie libérée au niveau du foyer du tremblement de terre. Cette échelle, définie en **1935**, est basée sur le principe d'enregistrement des mouvements du sol effectué en un certain nombre de points d'observations situés à des distances quelconques de l'épicentre. A partir d'une étude statistique, on a pu établir une corrélation entre l'énergie libérée par un séisme et la magnitude. [GAR07]

Magnitude	Energie en J
0	
1	
2	$\sim 10^3$
3	$\sim 10^6$
4	$\sim 10^9$
5	$\sim 10^{10}$
6	$\sim 10^{13}$
7	$\sim 10^{15}$
8	$\sim 10^{17}$
9	sup à 10^{18}

TAB 2.2 : Echelle de magnitude de Richter. [GAR07]

3. Effet des séismes sur l'environnement

3.1. Tassements

Des tassements importants peuvent être la conséquence de séisme. Un sable sec soumis à des vibrations fortes peut donner lieu à des tassements de terrain. Ces tassements peuvent être estimés par la mesure des vides du sable sec, ils peuvent atteindre une dizaine de centimètres et être fortement préjudiciables pour tout type de construction. [GAR07]

3.2. Liquéfaction

Un phénomène très courant lors d'un passage d'un tremblement de terre est le phénomène de liquéfaction, ce phénomène intervient dans le cas des sols chargés en eau. Les ondes sismiques vont avoir pour conséquence de faire augmenter la pression de l'eau dans le sol jusqu'à lui faire perdre sa cohésion. Le sol va ainsi se comporter comme un liquide qui ne pourra plus supporter les charges auxquels il est soumis. Dans des cas extrêmes, les constructions peuvent être déstabilisées et parfois littéralement s'enfoncer dans le sol. [IRS]

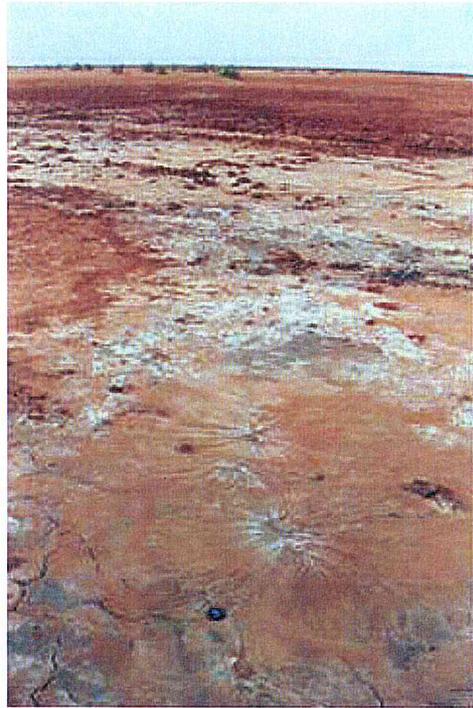


Figure 2.1 : Liquéfaction de sables fins intervenus lors du séisme d'Inde de 2001. [IRS]

Pour remédier à ce problème, des essais sont réalisés en laboratoire par des géotechniciens afin d'examiner si le sol de fondation de la future structure est liquéfiable. En général il s'agit de sable fin à moyen à grains arrondis et saturé en eau, se trouvant entre deux couches d'argile imperméable. Lorsque c'est le cas il est préférable de ne pas fonder la structure sur ce type de sol et essayer d'atteindre d'autres profondeurs où le terrain sera plus avantageux.

4. Les types de structure

- ✓ **Poutre :** Les poutres sont armées par des aciers principaux longitudinaux, destinés à reprendre les efforts de traction dus à la flexion, et des aciers transversaux, cadres et épingles (ou étriers), destinés à reprendre l'effort tranchant.

Les espaces entre cadres varient en fonction de l'effort tranchant, resserrés quand l'effort tranchant est important, en général près des appuis, et plus espacés quand l'effort tranchant est faible, en général vers le milieu des poutres.



Figure 2.2 : Poutres en béton armé supportant le tablier d'un pont en arc en Tunisie. (Construction de 1931).

- ✓ **Poteaux** : Les poteaux sont armés par des aciers longitudinaux et transversaux destinés à limiter le flambement.

Les aciers transversaux sont espacés régulièrement et resserrés dans les zones de recouvrement avec les aciers en attente.

- ✓ **Voile** : Les voiles sont des murs en béton, suivant les cas, ils peuvent être *non armés* ou *armés*.
- ✓ **Mixte** : Dans les constructions mixtes en acier et béton, les poutrelles doivent être liées aux dalles de béton par des moyens mécaniques afin d'optimiser les matériaux. En outre, la dalle de béton armé, qui remplit déjà son office de surface porteuse horizontale, est utilisée en outre comme élément comprimé de la section mixte. **Elle apporte ainsi un gain de résistance et de rigidité à la poutrelle**, qui constitue essentiellement l'élément tendu de l'ensemble en flexion. [ARC]

Le béton et l'acier peuvent de même être combinés dans des poteaux mixtes de différents types de sections.

Chapitre 2 : L'évaluation des dommages post-sismique

Dans le cas des bâtiments multi-étages, les poteaux mixtes (profilés enrobés de béton renforcé) contribuent non seulement à la **protection anti-feu**, mais aussi au transfert de charges verticales, assurant ainsi la **stabilité de la structure et réduisant considérablement la section transversale et le nombre de poteaux nécessaire**.

Les structures mixtes ont une **résistance sismique incomparable**.

5. Vulnérabilité et risque sismique

Le bâti existant, c'est-à-dire construit avant la mise en place des règles de constructions, est en général vulnérable. Cependant, des constructions monumentales ou bien réalisées résistent parfaitement aux séismes. On constate aussi que des structures à priori identiques s'endommagent plus facilement : analyser leur vulnérabilité consiste ainsi à essayer de prédire le comportement de ces constructions sous séismes. [IST]

On entend par **Risque sismique** le degré de pertes, de destructions ou de dégâts sur une période de référence (en général un an) sur une région donnée. Les pertes se réfèrent aux vies humaines et aux biens exposés.

On définit la **Vulnérabilité sismique** par le degré d'endommagement pour différents événements. La vulnérabilité dépend des caractéristiques physiques et géométriques des bâtiments. [GAR07]

6. Evaluation des dommages Post-sismiques

L'estimation des dégâts occasionnés à une structure à la suite d'un séisme est une opération très délicate, qui nécessite la participation d'experts qualifiés qui ont déjà participé à des campagnes post-sismiques.

La première action de ces experts, est de procéder à une inspection selon une méthodologie qui fournirait de manière rapide et fiable des informations exactes et précises sur l'état des constructions, afin de juger de leurs niveaux d'endommagement.

Chapitre 2 : L'évaluation des dommages post-sismique

La démarche des experts s'effectue en deux phases :

- **La phase A** : Consiste en une évaluation sommaire des dommages. Lors de cette phase, les ingénieurs sont munis de fiche technique dévaluation¹. Elle est soldée par un rapport permettant d'adopter des premières mesures d'urgence et de classer les constructions dans l'une des trois catégories des couleurs:

- VERT
- ORANGE
- ROUGE

En Algérie un nombre important de séismes est survenu surtout durant ces vingt dernières années telles que séismes dévastateurs de **Chlef**, **Zemouri Boumerdès**...

Il a été enregistré :

- **6 000** unités de construction à expertiser lors du séisme de **Chlef** en **1980**.
- **70 000** unités de construction à expertiser lors du séisme de **Chenoua Tipaza** en **1989**.
- **190000** unités de construction à expertiser lors du séisme de **Zemouri à Boumerdès** en **2003**.

6.1. Classification des dommages

L'expertise consiste en une évaluation des niveaux de dommages qui sont définis en cinq degrés qui permettra de classer la construction dans une des trois catégories des couleurs:

- **Les constructions siglées « VERT »** sont celles ayant subi peu ou pas de dommages et pouvant être utilisables dans l'immédiat (**niveau 1&2**).
- **Les constructions siglées « ORANGE »** sont celles ayant subi des dommages et nécessitant une expertise approfondie, qui permettra de décider si ces constructions peuvent ou non être récupérées, moyennant un confortement une consolidation appropriée (**niveau 3&4**) suivant l'importance et le coût des réparations.
- **Les constructions siglées « ROUGE »** sont celles ayant subi des dommages considérables et donc devant être démolies et déblayés (**niveau 5**).

Chapitre 2 : L'évaluation des dommages post-sismique

6.2 Les niveaux des dommages

On utilise une classification à cinq niveaux pour l'évaluation du niveau de dommages des éléments de la construction ou de la construction toute entière, Cette classification a été établie par l'Organisme National de Contrôle Technique de la Construction de Centre :

Niveau 1: Dommages négligeables tel que :

- Des meubles et glaces cassés.
- Fissures fines dans le plâtre au niveau des murs de séparation.

Niveau 2: Dommages légers tel que :

- Fissure des plafonds.
- Fissures de cloisons intérieures.
- Dommages au niveau des canalisations d'eau, électricité, lustre renversé, etc.

Niveau 3: Dommages modérés tel que :

- Dommages importants au niveau des parties non structural et dommages faibles au niveau des parties structural.
- Fissures dans les poteaux et les poutres avec apparition des épaufrures.

Niveau 4: Dommages importants tel que :

- Dommages non structuraux très importants et dommages structuraux importants.
- Endommagement sévère dans les nœuds des poteaux et les poutres avec écrasement de béton.

Niveau 5: Dommages très sévères tel que :

- Bâtiments à condamner ou effondrés : un étage a disparu, un bâtiment a basculé, trop de nœuds « poutres poteaux » éclatés.

En général les bâtiments à condamner sont ceux qui ont subi trop de déformations ou dont la réparation coûterait aussi chère que le prix initial du bâtiment.

Chapitre 2 : L'évaluation des dommages post-sismique

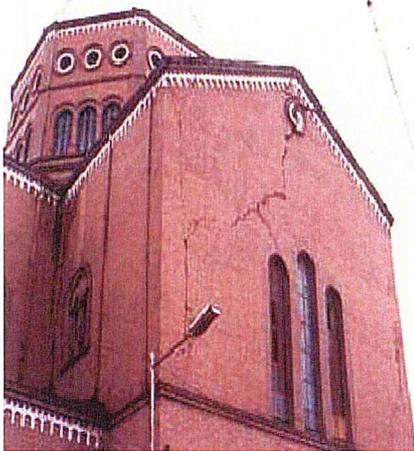
Pour plus de détails sur les niveaux des dommages voir le manuel d'estimation des dégâts utilisé par les ingénieurs en parasismique, qui montre l'attribution des degrés d'endommagement ; que se soit pour des structures en maçonnerie, ou bien en béton armé.



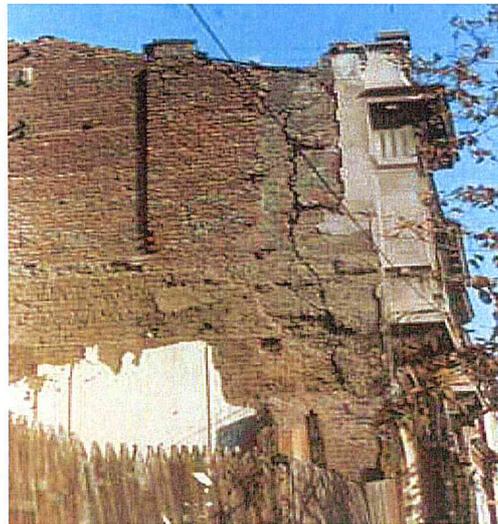
a)



b)



c)



d)

Figure 2.3 : Dommages dans les éléments structuraux. [MAR04]

- a) un dommage sévère dans un béton armé.
- b) les dommages modérée dans une poutre en béton armé.
- c) de lourds dégâts dans un mur de maçonnerie.
- d) de lourds dégâts dans un mur.



a)



b)



c)



d)

Figure 2.4 : Dommages dans les éléments non structurels. [MAR04]

a) un dommage sévère dans les cloisons.

b) Plusieurs dégâts dans les escaliers.

c) des dommages modérés dans les éléments de façade.

d) des dommages sévères dans un réservoir pris en charge sur un bâtiment.

6.3 Difficultés liées au domaine

Il a été constaté que lors de l'évaluation post-sismique, les conditions d'expertise, de déplacement, d'hébergement et de l'ingénieur expert influent sur la décision de l'évaluation des dommages des structures. Il y a aussi la lourde tâche de fournir de manière rapide, précise et fiable l'estimation des dégâts pour toutes les structures confondues.

Précisons aussi qu'une grande partie des ingénieurs du groupement des structures de contrôle technique des constructions sur le territoire nationale **CTC (Centre-Est-West-Sud)**, sont jeunes, donc d'une expérience limitée ; et que les experts dotés d'une grande expérience occupent plutôt des postes de responsabilité ou bien sont en nombre réduit sur le terrain.

Donc si on fait une récapitulation de l'évaluation post-sismique lors des expertises, on distingue plusieurs paramètres qui en dépendent :

- Les conditions de travail des experts sur terrain.
- Des conditions d'objectivité de l'expert.
- L'état psychologique des experts face à la situation.
- Incohérence dans l'évaluation entre ingénieurs et experts.
- L'importance du facteur temps et de l'urgence de l'opération.
- L'importance de l'outil informatique afin de rendre l'opération plus rapide.

De plus le sentiment de fatigue le stress, l'émotion qu'entraîne ce type de situation douloureuse affecte les capacités d'objectivité de l'ingénieur chargé de l'expertise.

Face à ces problèmes, il devient important de préserver l'expérience et le savoir faire des experts en implantant un système de raisonnement basé sur les réseaux de neurones. Ce système permettra aux ingénieurs qui ne sont pas suffisamment expérimentés de trouver une aide pour mesurer la sévérité de l'endommagement et une orientation pour définir les recommandations concernant les mesures d'urgence, afin de procurer la sécurité et la protection des vies humaines.

Chapitre 2 : L'évaluation des dommages post-sismique

6.4 Structure d'une fiche d'évaluation

Une fiche d'évaluation est une sorte de description de problème. Elle contient toutes les données relatives à une construction à évaluer : description générale, description des dommages, degrés des dommages, etc.

Cette fiche (utilisée depuis plus de 25 ans) renseigne de manière assez complète sur la construction, l'environnement (zone sismique, présence de faille, bâtiments adjacents, le sol, etc.). De plus, elle doit contenir l'évaluation proposée par l'expert, c'est-à-dire le niveau général des dommages (1-2-3-4-5), la couleur à utiliser (vert, orange, rouge).

Ces informations pertinentes, contenues dans ce document, sont la base de l'élaboration de notre système de raisonnement par RNA pour l'évaluation des dommages post-sismiques des constructions.

De ce fait une fiche contient les attributs suivants :

- **Identification de la construction**

Ces informations permettent de localiser la construction et d'indiquer surtout les constructions calculées au séisme. En fait, pour ces dernières, un certain nombre de mesures et de règles parasismiques ont été considérées lors de leurs constructions. Un autre facteur aussi important et qui a été classé avec ce groupe de données est le facteur construction contrôlée.

Ce facteur permettra de connaître si lors de sa construction, le bâtiment en cours d'évaluation, a fait l'objet d'un suivi technique, c'est-à-dire si les éléments de structure sont conformes à la réglementation.

- **Usage de la construction**

Ces informations sont surtout utiles pour la proposition de recommandations. En fait, une centrale électrique, un château d'eau ou un monument historique ne seront rénovés ni de la même manière ni avec les mêmes matériaux.

- **Description sommaire**

Ces informations donnent une idée générale ou une vue extérieure de la construction.

Chapitre 2 : L'évaluation des dommages post-sismique

- **Problème autour de la construction**

L'expert complètera les informations relatives à l'aspect général de la construction par des données qui permettront de renseigner sur l'environnement de la construction (affaissement, présence de faille, etc.).

- **Fondations-Infrastructure**

Les fondations d'une construction sont les assises de celle-ci. Les dommages subis par les fondations sont d'une importance capitale pour l'expert chargé de l'évaluation.

- **La structure résistante**

Ces données comprennent les dommages subis par les éléments porteurs, les planches, les murs ainsi que la toiture.

- **Les éléments secondaires**

Les escaliers, les plafonds ou les balcons, ne sont pas les supports de la construction, mais ils contribuent à sa stabilité et sa solidité. De ce fait, ils doivent aussi être considérés lors de l'estimation des dommages.

- **Influence des constructions adjacentes**

A la suite d'un séisme, une construction peut être jugée comme non affectée, mais pourrait cependant être menacée par une construction adjacente qui risquerait de tomber. De la même manière, une construction pourrait être détruite car elle contribue fortement au soutien d'une construction adjacente.

Le résultat de la dernière couche du neurone correspond aussi à la solution proposée dans la fiche technique d'évaluation. Il permet de donner l'évaluation finale du niveau des dommages, ainsi que les mesures immédiates à prendre.

7. Conclusion

Ce chapitre a pour objet de présenter les conséquences plus ou moins graves que peut occasionner un tremblement de terre.

Nous avons commencé à définir les principaux termes dans le domaine sismique, ainsi que les dommages courants que peut occasionner l'action d'un séisme sur les bâtiments.

Ensuite nous avons mis en exergue la problématique soulevée par l'évaluation des dommages post-sismiques des constructions, les réseaux de neurones nous semblent très intéressants vis-à-vis de cette problématique.

Dans le chapitre qui suit nous présenterons les principales étapes de l'évaluation des dommages post-sismique ainsi, que les étapes de raisonnement par **RNA** dans le cadre de **SERN**.

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

1. Introduction

Le but du travail actuel est d'appliquer les réseaux de neurones artificiels pour le problème d'évaluation post-sismique.

Par conséquent, ce travail a proposé l'utilisation de l'intelligence informatique comme support à cette tâche. L'élaboration d'un système expert pour le processus d'évaluation, en utilisant des réseaux neuronaux artificiels. Les neurones artificiels sont inspirés par la structure et le fonctionnement d'un système nerveux humain, où le neurone est l'élément fondamental. L'une des caractéristiques qui différencient les neurones du reste de cellules vivantes est leur capacité à communiquer. (HAY94)

Ce chapitre propose l'application de la technique de raisonnement par les réseaux de neurones à l'évaluation des dommages post sismiques. Une description détaillée de SERN (Système d'Evaluation par Réseaux de Neurone) est aussi fournie.

2. Utilisation du Raisonnement par réseaux de neurones pour la réalisation de SERN

Nous avons opté pour le raisonnement par réseaux de neurones qui est l'une des manifestations les plus connues de l'intelligence artificielle, car aujourd'hui ils ont acquis une immense crédibilité et acceptation dans plusieurs domaines professionnels, grâce à leur grande capacité d'apprentissage.

3. La conception du réseau de neurone

Notre système SERN a pour but d'effectuer une évaluation d'une structure endommagée lors d'un séisme. Cette évaluation se fera en fonction des évaluations déjà effectuées sur d'autres constructions lors des séismes précédents.

On propose alors d'effectuer un raisonnement selon les étapes suivantes :

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

3.1. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones

La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser :

- ✓ les différentes entrées doivent être indépendantes.
- ✓ Les entrées doivent être pertinentes pour la grandeur que l'on cherche à modéliser : elles doivent donc avoir une influence réelle sur la valeur de la sortie.

Les entrées /sorties de notre système seront expliquées par la suite.

3.2. Collection des données

L'objectif de cette étape est de recueillir des données, à la fois pour développer le réseau de neurones et pour le tester. Dans le cas d'applications sur des données réelles, l'objectif est de rassembler un nombre de données suffisant pour constituer une base représentative des données susceptibles d'intervenir en phase d'utilisation du système neuronal. Dans notre cas on va garder les données à partir de plusieurs fiches techniques utilisées au niveau de CTC et l'ensemble d'évaluations associées à ces cas qui sont réalisées par des experts.

3.3. Séparation des bases de données

Afin de développer une application à base de réseaux de neurones, il est nécessaire de disposer de deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage tester le réseau obtenu et déterminer ses performances. Et une autre pour stocker les évaluations des constructions saisis par les experts.

Il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage de manière quantitatif. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et du temps imparti pour effectuer l'apprentissage.

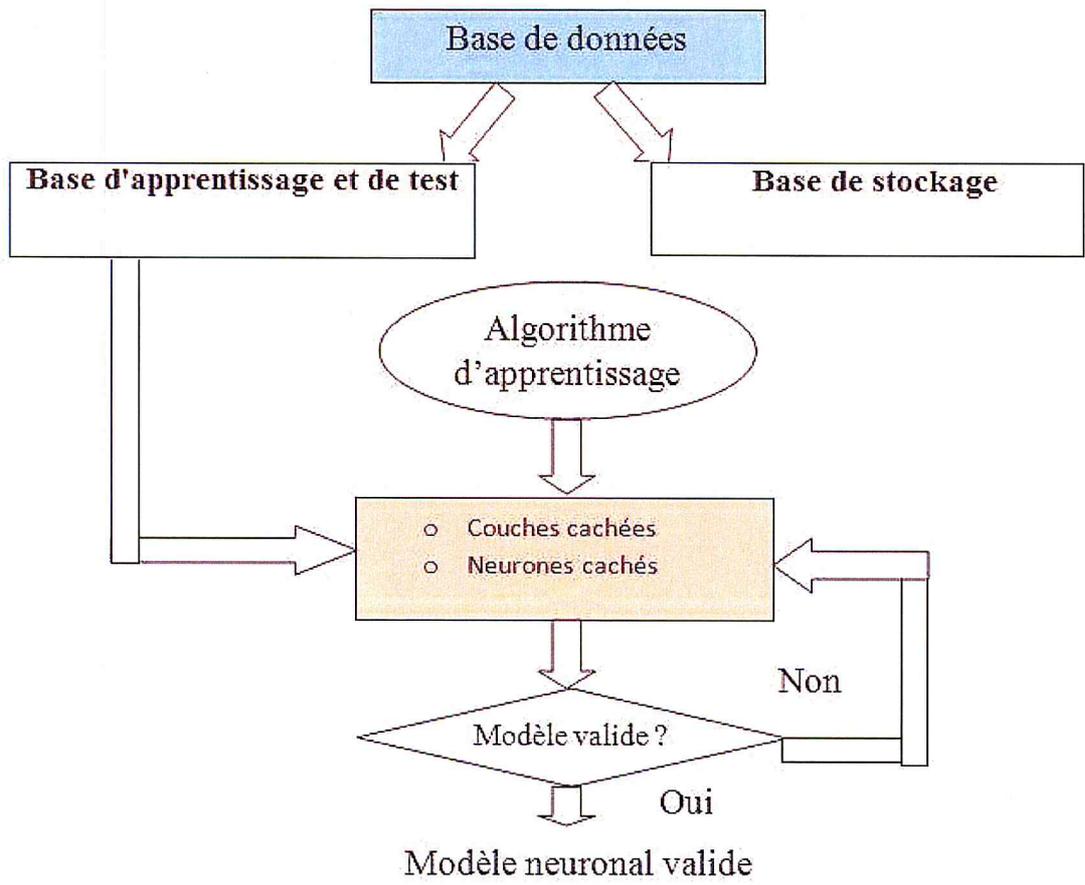


Figure 3.1 : Organigramme de conception d'un réseau de neurones.

3.4. Elaboration de la structure du Réseau

La structure du réseau dépend étroitement du type des échantillons. Il faut d'abord choisir le type de réseau : un perceptron standard, un réseau de **Hopfield**, un réseau de **Kohonen**...

Dans notre cas on utilise un perceptron multicouche (**page 20**), vu qu'il est composé d'une couche cachée qui contient les calculs du neurone, il faudra aussi bien choisir le nombre de couches cachées que le nombre de neurones dans cette couche.

✓ *La couche d'entrée :*

L'architecture du réseau de neurones utilisés dans cette étude est représentée sur la **figure 3.2**. Le réseau est de type feed-forward, multicouche qui contient plus de soixante nœuds dans la couche d'entrée. Ce sont principalement :

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

L'identification de la construction, L'usage de la construction, Description de la construction, Problème autour de la construction, Fondation- infrastructure, La structure résistante, les éléments secondaires, et l'influence des constructions adjacentes. Et chaque composant comprend plusieurs d'autres champs.

Ces entrées qui sont jugées pertinentes par rapport au réseau développé ont été expliqués auparavant (**Chapitre 2. Structure d'une fiche d'évaluation**).

✓ *Nombre de couches cachées :*

Mis à part les couches d'entrée et de sortie, il faut décider du nombre de couches intermédiaires ou cachées. Sans couche cachée, le réseau n'offre que de faibles possibilités d'adaptation. Néanmoins, il a été démontré qu'un Perceptron Multicouches avec une seule couche cachée pourvue d'un nombre suffisant de neurones, peut approximer n'importe quelle fonction avec la précision souhaitée (**HOR91**).

✓ *Nombre de neurones cachés :*

Chaque neurone peut prendre en compte des profils spécifiques de neurones d'entrée.

Un nombre plus important permet donc de mieux " coller " aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Il faut alors trouver le nombre adéquat de neurones cachés nécessaire pour obtenir une approximation satisfaisante.

Dans notre travail le nombre de neurones dans la couche caché est dix **10** et comme on a motionné avant le choix du nombre de neurones dans la couche caché ce fait de la façon suivante :

- Soit égale à celle de la couche d'entrée.
- Soit égale à **75%** de celle-ci.
- Soit égale à la racine carrée du produit des nombres dans la couche d'entrée et de sortie. (et c'est la formule utilisé dans notre cas).

✓ *La couche de sortie :*

Le résultat de la dernière couche du neurone correspond aussi à la solution proposée dans la fiche technique d'évaluation. Il permet de donner l'évaluation finale :

- Le niveau des dommages.
- la couleur.

3.5. Mise en forme des données pour un réseau de neurone

De manière générale, les bases de données doivent subir un prétraitement afin d'être adaptées aux entrées et sorties du réseau de neurones. Un prétraitement courant consiste à effectuer une normalisation appropriée, qui tienne compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau. (Transformation des chaînes de caractères en valeurs numériques parce que le neurone n'accepte que les valeurs numériques).

3.6. L'entraînement du réseau (l'apprentissage)

La particularité du réseau de neurones comme outil mathématique repose sur sa capacité d'apprentissage : grâce à un processus d'entraînement, on peut améliorer les performances du réseau, c'est-à-dire qu'en réponse à une certaine entrée, il fournisse la "bonne" sortie, la sortie qu'on voudrait obtenir.

Le principe est le suivant : on peut modifier les caractéristiques du réseau (les poids de ses liaisons par exemple) en réaction aux stimuli extérieurs qu'on lui soumet (les valeurs d'entrée), de manière à ce qu'il réagisse différemment si un même stimulus lui est appliqué ultérieurement. Le réseau s'améliore ainsi car à chaque erreur qu'il fait, il subit une correction qui le fait réagir différemment s'il est confronté à la même situation. Le but étant qu'une fois l'apprentissage terminé, le réseau effectue la tâche pour laquelle il a été conçu sans se tromper, c'est-à-dire qu'il fournisse pour chaque stimulus d'entrée la "bonne" sortie, la sortie désirée par l'opérateur.

L'apprentissage n'est bien sûr pas réalisé par l'opérateur par modification des paramètres du réseau à la main, mais par un algorithme d'entraînement.

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

Dans notre cas, on va utiliser l'apprentissage supervisé ; dans ce type d'apprentissage un "professeur" fournit un grand nombre de couples ($\text{entrée}^{\rightarrow}, \text{sortie}^{\rightarrow}_{\text{désirée pour cette entrée}}$), et la correction s'effectue selon l'erreur obtenue pour chaque couple ($\text{erreur}^{\rightarrow} = \text{sortie}^{\rightarrow}_{\text{obtenue}} - \text{sortie}^{\rightarrow}_{\text{désirée}}$). Si l'apprentissage est efficace, la norme de l'erreur diminue globalement.

✓ L'algorithme d'apprentissage [KHA08]

La rétropropagation est actuellement l'outil le plus utilisé dans le domaine de réseaux de neurones. C'est une technique de calcul des dérivées qui peut être appliquée à n'importe quelle structure de fonctions dérivables.

Mathématiquement, cette méthode est basée sur l'algorithme de descente du gradient et utilise les règles de dérivation des fonctions dérivables. Dans cette méthode, l'erreur commise en sortie du réseau sera rétro propagée vers les couches cachées d'où le nom de rétro propagation.

▪ *Equation du réseau:*

Avant de définir la règle d'apprentissage, on doit définir la relation entre les sorties du réseau d'une part, et les entrées et les poids d'autre part.

Dans un réseau à (l) couches ayant (n) entrées et (m) sorties les états des différents neurones sont donnés par :

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

$$U_i^l(k) = f^l(P_i^l(k)) \dots (3-1)$$

$$P_i^l(k) = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} W_{ij}^l U_j^{l-1}(k) \dots (3-2)$$

Où $i=1,2,\dots,N_l$.

Et $j=1,2,\dots,N_{l-1}$.

Et $q=1,2,\dots,N_{l+1}$.

N_l Nombre de neurones dans la couche l.

N_{l-1} Nombre de neurones dans la couche l-1.

N_{l+1} Nombre de neurones dans la couche l+1.

L nombre de couches.

$U_i^l(k)$ Sortie du neurone i de la couche l.

$W_{ij}^l(k)$ Coefficient synaptique (poids) de la $j^{\text{ème}}$ entrée du neurone (i) de la couche (l).

$$U_i^0(k) = X_i(k), \quad i=1, 2 \dots n, \quad (3-3)$$

$$U_i^{ol}(k) = Y_i(k), \quad i=1, 2 \dots m, \quad (3-4)$$

Où : $X_i(k)$ et $Y_i(k)$ sont respectivement les entrées et les sorties du réseau.

L'objectif de la méthode de la rétro propagation est d'adapter les paramètres W_{ij}^l de façon à minimiser une fonction de coût donné par :

$$E(w) = \sum_{p=1}^T E_p(w) \dots (3-5)$$

avec
$$E_p(w) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m [y_i^d(k) - y_i(k)]^2 \dots (3-6)$$

Où $y^d(k)$ est le vecteur de sortie désiré, $y(k)$ le vecteur de sortie de réseau et T le nombre d'exemples ou longueur de l'ensemble d'entraînement.

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

▪ *Principe de la retropropagation* : [KHA08]

L'approche la plus utilisée pour la minimisation de la fonction E est basée sur la méthode du gradient. On commence l'entraînement par un choix aléatoire des vecteurs initiaux du poids.

On présente le premier vecteur d'entrée, une fois on a la sortie du réseau, l'erreur correspondante et le gradient de l'erreur par rapport à tous les poids sont calculés.

Les poids sont alors ajustés. On refait la même procédure pour tous les exemples d'apprentissage. Ce processus est répété jusqu'à ce que les sorties du réseau soient suffisamment proches des sorties désirées.

▪ *Adaptation des poids* : [KHA08]

L'adaptation des poids se fait par la méthode du gradient basée sur la :

$$W_{ij}^l(k+1) = W_{ij}^l(k) - \Delta W_{ij}^l \quad (3-7)$$

$$\text{avec} \quad \Delta W_{ij}^l = I r \cdot \frac{\partial E(W)}{\partial W_{ij}^l(k)} \quad (3-8)$$

Formule itérative suivante :

Où k : représente le numéro d'itération.

$I r$ est une constante appelée facteur ou pas d'apprentissage.

La vitesse de convergence dépend de la constante μ . Sa valeur est généralement choisie expérimentalement.

La dérivée de la fonction du coût par rapport au poids W_{ij}^l est donnée par :

$$\frac{\partial E(W)}{\partial W_{ij}^l(k)} = \sum_{p=1}^T \frac{\partial E_p(W)}{\partial W_{ij}^l(k)} \quad (3-9)$$

$$\frac{\partial E_p(W)}{\partial W_{ij}^l(k)} = \frac{\partial E_p(W)}{\partial U_{ij}^l(k)} \cdot \frac{\partial U_{ij}^l(W)}{\partial W_{ij}^l(k)} \quad (3-10)$$

Pour la couche de sortie :

$$\frac{\partial E_p(k)}{\partial U_i^l(k)} = - \left(y_i^d(k) - y_i(k) \right) \quad (3-11)$$

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

Pour les couches cachées:

$$\frac{\partial \text{Ep}(W)}{\partial U_i^l(k)} = \sum_{q=1}^{N_{l+1}} \frac{\partial \text{Ep}(W)}{\partial U_q^{l+1}(k)} \cdot \frac{\partial U_q^{l+1}(k)}{\partial U_i^l(k)} \quad (3-12)$$

$$\frac{\partial U_i^l(k)}{\partial W_{ij}^l} = f'(P_i^l(k)) \cdot U_j^{l-1}(k) \quad (3-13)$$

$$\frac{\partial \text{Ep}(W)}{\partial W_{ij}^l} = \frac{\partial \text{Ep}(W)}{\partial U_i^l(k)} \cdot f'(P_i^l(k)) \cdot U_j^{l-1}(k) \quad (3-14)$$

Pour minimiser l'erreur totale sur l'ensemble d'entraînement, les poids du réseau doivent être ajustés après présentation de tous les exemples.

- *Algorithme de la retropropagation [KHA08]*
-
-

Etape 1: Initialiser les poids W_{ij}^l et les seuils internes des neurones à des petites valeurs aléatoires.

Etape 2: Calculer le vecteur d'entrée et de sortie désirée, correspondant.

Etape 3: Calculer la sortie du réseau en utilisant les expressions (3-1) et (3-2).

Etape 4: Calculer l'erreur de sortie en utilisant l'expression (3-11).

Etape 5: Calculer l'erreur dans les couches en utilisant l'expression (3-12).

Etape 6: Calculer le gradient de l'erreur par rapport aux poids en utilisant l'expression (3-8).

Etape 7: Ajuster les poids selon l'expression (3-7).

Etape 8: Si la condition sur l'erreur ou sur le nombre d'itérations est atteinte, aller à l'étape 9,

Sinon aller à l'étape 2.

Etape 9: Fin.

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

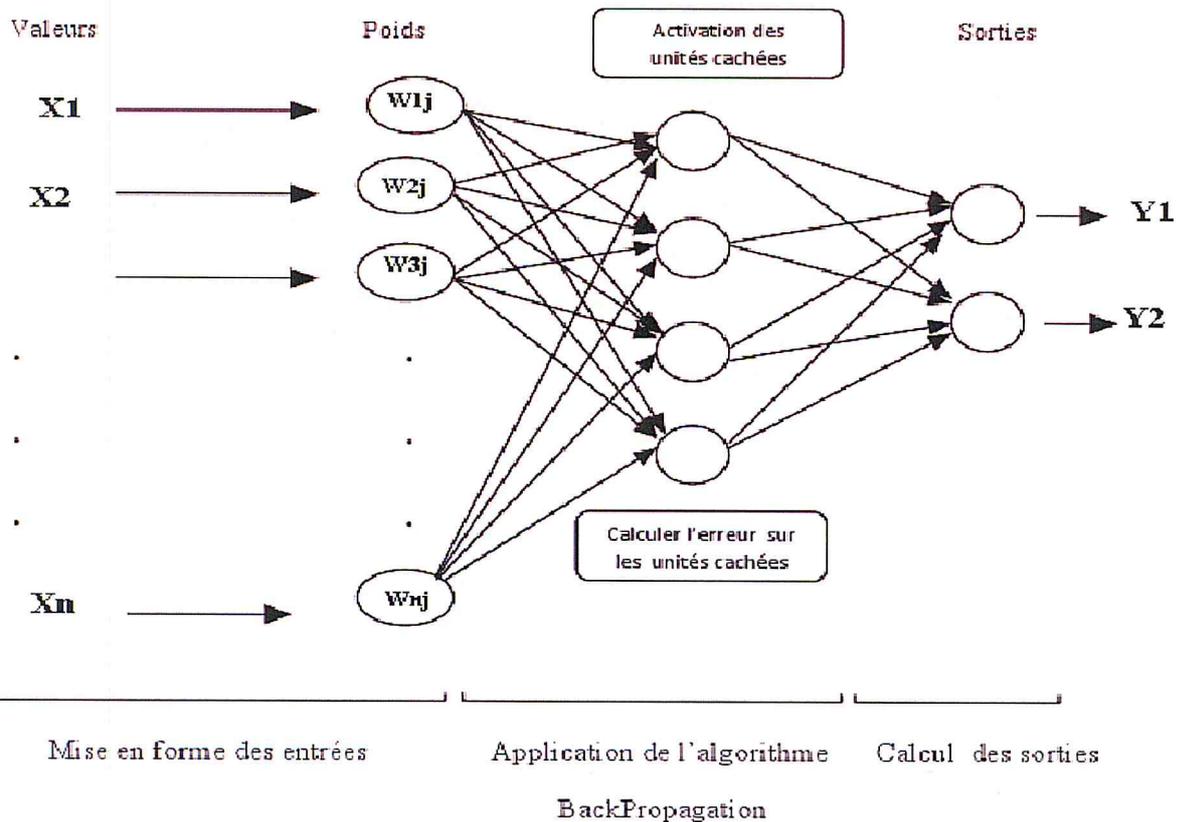


Figure 3.2 : L'architecture du réseau de neurones.

✓ La fonction d'activation

Les propriétés de la fonction d'activation influent en effet sur celle du neurone formel et il est donc important de bien choisir celle-ci pour obtenir un modèle utile en pratique.

Quand les neurones sont combinés en un réseau de neurones formels, il est important par exemple que la fonction d'activation de certains d'entre eux ne soit pas un polynôme sous réserve de limiter la puissance de calcul du réseau obtenu. Un cas caricatural de puissance limitée correspond à l'utilisation d'une fonction d'activation linéaire, comme la fonction identité : dans une telle situation le calcul global réalisé par le réseau est lui-aussi linéaire et il est donc parfaitement inutile d'utiliser plusieurs neurones, un seul donnant des résultats strictement équivalents.

Cependant, les fonctions de type sigmoïde sont généralement bornées. Dans certaines applications, il est important que les sorties du réseau de neurones ne soient pas limitées a priori : certains neurones du réseau doivent alors utiliser une fonction d'activation non bornée. [LES93]

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

La **fonction sigmoïde** (aussi appelée fonction logistique), définie par

$$f_{sig}(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

Possède les propriétés importantes évoquées précédemment (elle n'est pas polynômiale et est indéfiniment continûment dérivable). En outre, une propriété simple permet d'accélérer le calcul de sa dérivée, ce qui réduit le temps calcul nécessaire à l'apprentissage d'un réseau de neurones. On a en effet

$$\frac{d}{dx}f_{sig}(x) = f_{sig}(x)(1 - f_{sig}(x))$$

On peut donc calculer la dérivée de cette fonction en un point de façon très efficace à partir de sa valeur en ce point.

Le nom de « **sigmoïde** » lui vient de sa forme en S, représenté dans le graphe suivant :

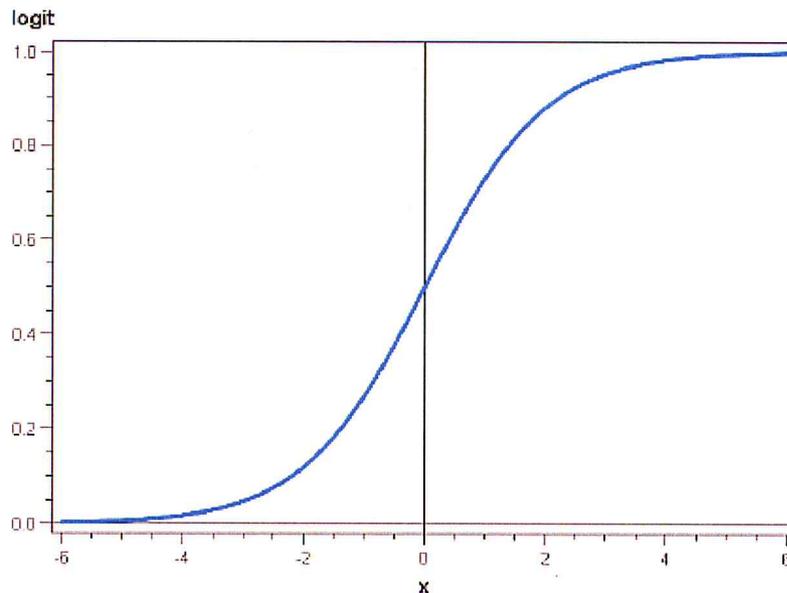


Figure 3.3 : Le graphe de la fonction sigmoïde.

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

3.7. Validation et tests

Alors que les tests concernent la vérification des performances d'un réseau de neurones hors échantillon et sa capacité de généralisation, la validation est parfois utilisée lors de l'apprentissage. Une fois le réseau de neurones développé, des tests s'imposent afin de vérifier la qualité des prévisions du modèle neuronal.

Cette dernière étape doit permettre d'estimer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Une validation rigoureuse du modèle développé se traduit par une proportion importante de prédictions exactes sur l'ensemble de la validation.

Si les performances du réseau ne sont pas satisfaisantes, il faudra, soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage.

4. Les poids des attributs de la fiche

Mise à part les poids qui sont appliqués par l'algorithme de la rétropropagation, il existe d'autres poids qui sont définis par les experts en parasismiques. D'abord chaque entrée du neurone (attribut de la fiche) est multipliée par la valeur de son poids, avant l'application de l'algorithme de la rétropropagation.

Le tableau suivant illustre les poids correspondant à chaque attribut de la fiche d'évaluation. Ces poids ont été obtenus auprès des experts du CTC.

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

IDENTIFICATION DE LA CONSTRUCTION					
Construction Calculée					5.8
Construction Contrôlée					5.7
USAGE DE LA CONSTRUCTION					
Logement	5.8	Scolaire	8.4	Commercial	5.4
Administration	5.6	Hospitalier	8.8	Industriel	6.2
Socio-Culturel	4.9	Sportif	6.5	Réservoir d'eau	9.7
Autre					4
DESCRIPTION SOMMAIRE					
Age approximatif	6.1	Nombre de joints de dilatation en infrastructure	4.8	Vide sanitaire	7
Nombre de niveaux	7.4			Sous Sol	6
Nombre de joints de dilatation en élévation	7.2			Eléments extérieurs : indépendants (escalier, auvent, passage couvert)	3.8
TYPE DE STRUCTURE					
Poteau-poutre					8
Mixte					5.8
Voile					7.3
Maçonnerie non chaînées					5.7
Maçonnerie chaînée					5.8
PROBLEME AUTOUR DE LA CONSTRUCTION					
Faïlle	9.8	Affaissement-	9.3		8.8
Liquéfaction	9.7	Soulèvement			
FONDATION-INFRASTRUCTURES					
Type de fondation		Glissement	8.8	Voile béton continu	8.1
Radier	9.7				
Semelles isolées	9.8				
Semelles filantes	9.6				
Pieux	9.8				
Autre	9				
Tassement uniforme					
	9.1				

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

STRUCTURE RESISTANTE			
Eléments porteurs (charges verticales)		Eléments contreventement	
Murs en maçonnerie	8.7	Murs en maçonnerie	9.2
Voiles béton	8.8	Voiles béton	9.4
Poteaux béton	8.6	Portiques béton armé	9.4
Poteaux métalliques	8.6	Portiques métalliques	9.3
Poteaux bois	8.8	Palées triangulaires	9.1
Autres	8.9	Autres	9.8
Planchers-Toitures Terrasse		Toitures inclinées	
Béton armé	7.7	Charpente métallique	6
Solives métalliques	6.4	Couverture amiante ciment	5.2
Solives Bois	6.2	Couverture métallique	5.2
		Charpente bois	6.3
		Couverture tuile	5.9
ELEMENTS SECONDAIRE			
Escaliers		Remplissage extérieur	
Béton	6.6	Maçonnerie	5.9
Métal	5.9	Béton préfabriqué	6
Bois	4.9	Bardages	4.5
		Autre	4
Autres éléments intérieurs		Eléments extérieurs	
Plafonds	4.5	Balcon	5.5
Cloisons	5.2	Garde corps	5.1
Eléments vitrés	4	Auvent	4.9
		Acrotère-Corniches	4.9
		Cheminées	5.2
		Autres	4.4
VICTIMES			7.8

Chapitre 3 : Le raisonnement à base de réseaux de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismique

INFLUENCE DES CONSTRUCTIONS ADJACENTES			
-La construction menace une autre construction			8
-La construction est menacée par une autre construction.			7.4
-La construction peut être un soutien pour une autre construction.			6.5
-La construction peut être soutenue par une autre construction.			6.5
COMMENTAIRE SUR LA NATURE ET LA CAUSE DES DOMMAGES			
Sens transversal		Sens longitudinal	
Symétrie en plan	6.3	Symétrie en plan	7.4
Régularité en élévation	6.3	Régularité en élévation	6.3
Redondance des files	6.1	Redondance des files	6.1
EVALUATION FINALE			
Mesures Prises.			1
Niveau des dommages.			1
Couleur Utilisée.			1

Tab 3.1 : La table des poids.

5. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre la conception de notre système **SERN**. Nous avons défini les principales étapes du raisonnement à base de réseaux de neurones, en commençant par la conception de notre réseau. L'apprentissage de ce réseau nécessite l'implémentation de l'algorithme de la rétropropagation, qui constitue notre adaptation des réseaux de neurones au problème de l'évaluation post-sismique.

Cet algorithme est la méthode la plus utilisée pour l'apprentissage des réseaux de neurones statiques. Il repose simplement sur la technique de calcul du gradient, afin de diminuer l'erreur lors de l'apprentissage. Ce qui nous permettra d'effectuer une validation et des tests assez consistants. Ces derniers seront concrétisés dans le chapitre qui suit.

1. Introduction

Ce dernier chapitre est la concrétisation du travail élaboré dans ce mémoire, On y présente le logiciel dédié à l'implémentation de **SERN**. Cette dernière a été développée sous l'environnement **Visual C#**. Le logiciel conçu servira d'outil d'aide à l'évaluation des dommages post-sismique, il peut être utilisé par des non experts pour accélérer le processus de l'évaluation des dommages post-sismique lors d'un séisme.

Nous commençons par la présentation de l'interface utilisateur et les différentes fonctionnalités offertes par le logiciel.

Nous passons par la suite aux jeux de test effectués. Les résultats de ces tests sont comparés par le résultat d'autres fiches d'évaluations. Cette comparaison permettra de vérifier si le système donne des résultats proches de celles donnés par les experts.

Tous les tests ont été réalisés sur un Processeur Intel(R) Core (TM) **i5** CPU, **2.27GHz**, avec **4,00 Go** de **RAM**.

2. Présentation du logiciel

Le logiciel que nous avons conçu est développé sous l'environnement **Visual C#**. Nous passerons avant la présentation du logiciel par un bref aperçu de cet environnement.

2.1. L'environnement Visual C#

✓ Présentation de Visual C#

Visual C# est un outil de développement édité par Microsoft, permettant de concevoir des applications articulées autour du langage C#.

Visual C# propose les outils pour développer des applications C# hautement performantes qui ciblent la plateforme nouvelle génération de Microsoft pour la programmation distribuée et compatible Internet. Ce langage de programmation est simple, de type sécurisé et orienté objet. Il a été conçu pour générer des applications d'entreprise. Le code écrit en C# est compilé en code managé exécuté sous le Framework .NET. [WIK]

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

✓ Utilisation de la bibliothèque

Concevoir une bibliothèque est l'une des principales idées pour la rendre souple, réutilisable et facile à utiliser et à comprendre. Combiner plusieurs entités du réseau de neurones dans une seule classe, conduit à la perte de flexibilité et de clarté dans le code et le design. Pour cela les entités ont été divisées en catégories distinctes, ce qui les rend facile à comprendre et à réutiliser.

Certaines bibliothèques de réseaux de neurones ont tendance à combiner l'entité du réseau de neurones avec l'algorithme d'apprentissage, ce qui rend difficile de développer un autre algorithme d'apprentissage qui peut être appliquée à la même architecture du réseau de neurone. Autres bibliothèques et applications ne font pas l'extraction de telles entités, comme les neurones, les couches de neurones, ou un réseau de couches, mais implémente les architectures des réseaux de neurones dans une seule classe. Dans certains cas, on peut discuter ce qui est mieux, car il se peut qu'on trouve des architectures insolites, où il est difficile de diviser le réseau en couches et en neurones.

Dans d'autres cas, les réseaux ne tendent pas vers l'architecture multicouche, alors il est inutile d'avoir une entité supplémentaire comme la couche. Mais dans la plupart des cas, il est favorable de diviser l'ensemble de ces entités en classes distinctes, ce qui conduit non seulement à faciliter la compréhension, mais permet également la réutilisation de tous ces composants et la construction de nouvelles architectures de réseaux de neurones à partir de petits morceaux génériques.

La bibliothèque contient six principales entités:

- ✓ **Neuron** : Est une classe de base abstraite pour tous les neurones, qui encapsule quelques entités communes, comme le poids d'un neurone, valeur de sortie, et la valeur d'entrée. D'autres classes de neurones héritent de la classe base pour l'étendre avec d'autres propriétés supplémentaires et la spécialisé.
- ✓ **Layer** : Représente une collection de neurones. Il s'agit d'une classe de base abstraite qui encapsule les fonctionnalités communes pour toutes les couches de neurones.
- ✓ **Network** : Représente un réseau de neurones, qui est une collection de couches de neurone. Il s'agit d'une classe de base abstraite qui fournit une fonctionnalité commune d'un réseau de neurones génériques. Pour mettre en œuvre une architecture de réseau de neurones spécifiques, il est nécessaire d'hériter de la classe, en l'étendant à des fonctionnalités spécifiques de toute architecture de réseau de neurones.

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

- ✓ **IActivationFunction** : Interface de fonction d'activation. fonctions d'activation sont utilisés dans les neurones d'activation - le type de neurone, où la somme pondérée de ses entrées est calculée et la valeur est passée comme entrée à la fonction d'activation, et la valeur de sortie est la valeur de sortie du neurone.
- ✓ **IUnsupervisedLearning** : Interface pour des algorithmes d'apprentissage non supervisé, le type d'algorithmes d'apprentissage où un système est doté d'entrées échantillon seulement pendant la phase d'apprentissage, mais pas avec les résultats souhaités. L'objectif du système est de s'organiser de manière à trouver une corrélation et les similitudes entre des échantillons de données.
- ✓ **ISupervisedLearning** : Interface pour algorithmes d'apprentissage supervisé, le type d'algorithmes d'apprentissage où un système est fourni avec des entrées de l'échantillon, avec des valeurs de sortie désirée au cours de la phase d'apprentissage. L'objectif du système est de généraliser les données d'apprentissage, et d'apprendre à donner la valeur de sortie correcte, quand elle est présentée avec la valeur d'entrée seulement.

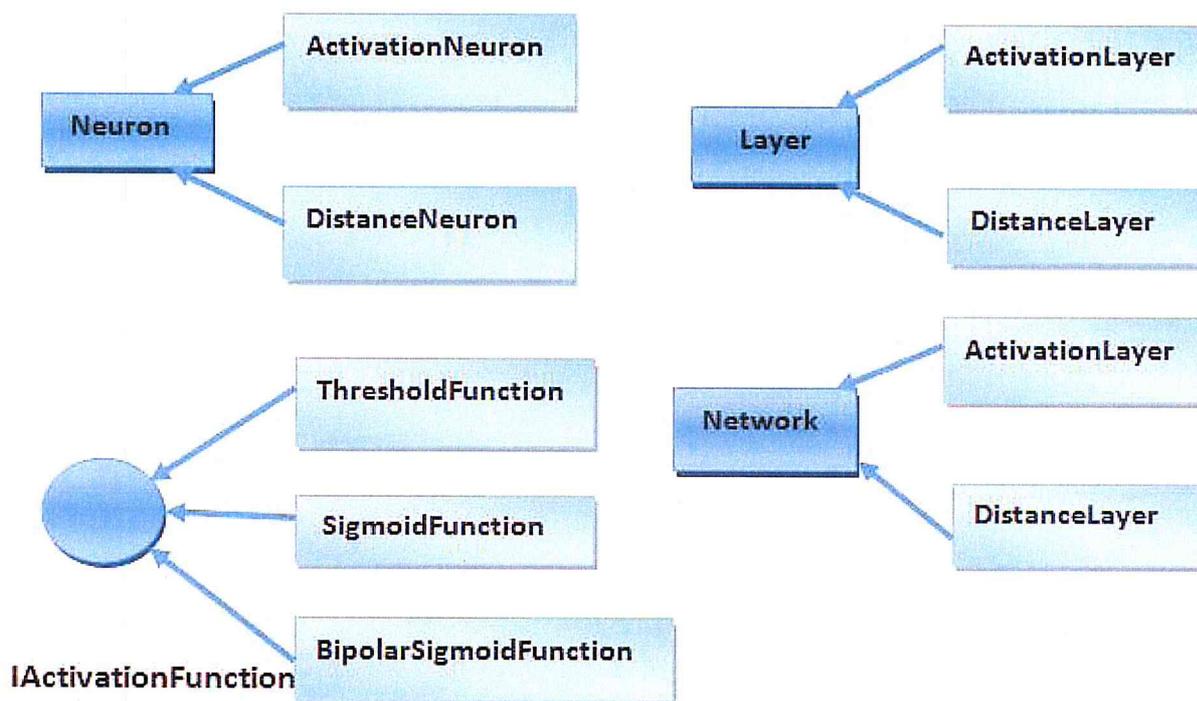


Figure 4.1 : Représentation de la bibliothèque de réseaux de neurones.

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

La bibliothèque fournit les architectures de réseau de neurones suivantes:

- ✓ **Activation du réseau** : Le réseau de neurones, où chaque neurone calcule sa sortie en sortie la fonction d'activation, et l'argument est une somme pondérée de ses entrées combinée avec la valeur seuil. Le réseau peut être constitué d'une seule couche, ou de plusieurs couches. Formé aux algorithmes d'apprentissage supervisé, le réseau permet de résoudre des tâches telles que l'alignement, la prédiction, la classification et la reconnaissance.
- ✓ **Distance Network** : Le réseau de neurones, où chaque neurone calcule sa sortie comme une distance entre ses valeurs de poids et les valeurs d'entrée. Le réseau se compose d'une seule couche, et peut être utilisé comme une base pour les réseaux tels que cartes auto-organisatrices de Kohonen, élastique réseau, et de Hamming réseau.

2.2. Description du logiciel

2.1.1. Les interface utilisateurs

- ✓ **Interface choix d'utilisateur**

La première interface utilisateur de notre logiciel est un menu de choix d'utilisateur.

Elle propose de sélectionner entre trois utilisateurs : **Utilisateur Simple**, **Expert**, et **Administrateur**.

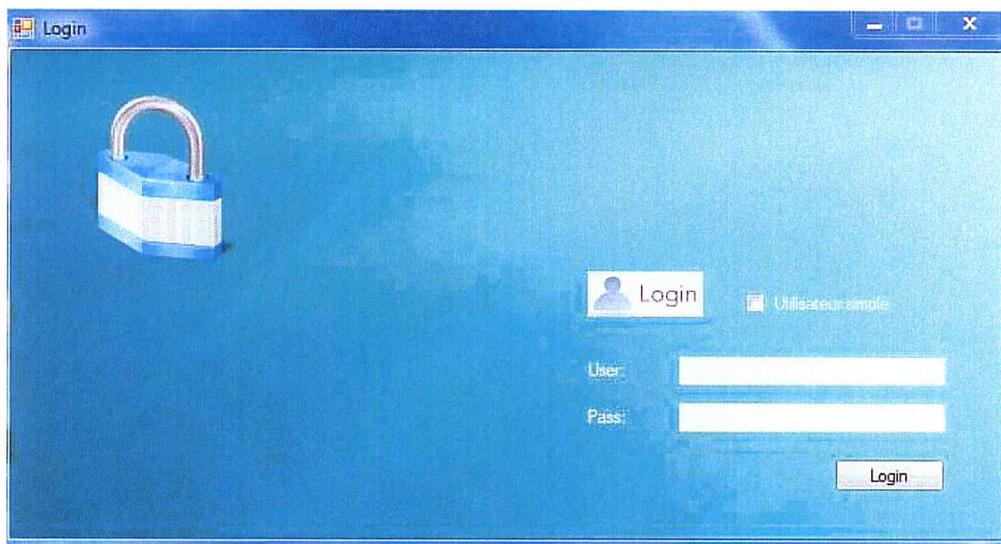


Figure 4.2 : le menu de choix principal.

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

✓ Interface Expert

D'abord un expert doit s'authentifier, le système lui demande de saisir son mot de passe et son nom d'utilisateur.

Le type d'opérations, que nous présentons dans cette session, correspond à l'ajout d'une nouvelle fiche, la suppression et la modification d'une fiche. Ce type d'utilisateur peut également effectuer une évaluation d'une construction endommagée, une consultation de la base de stockage des fiches ainsi qu'une mise à jour des poids.

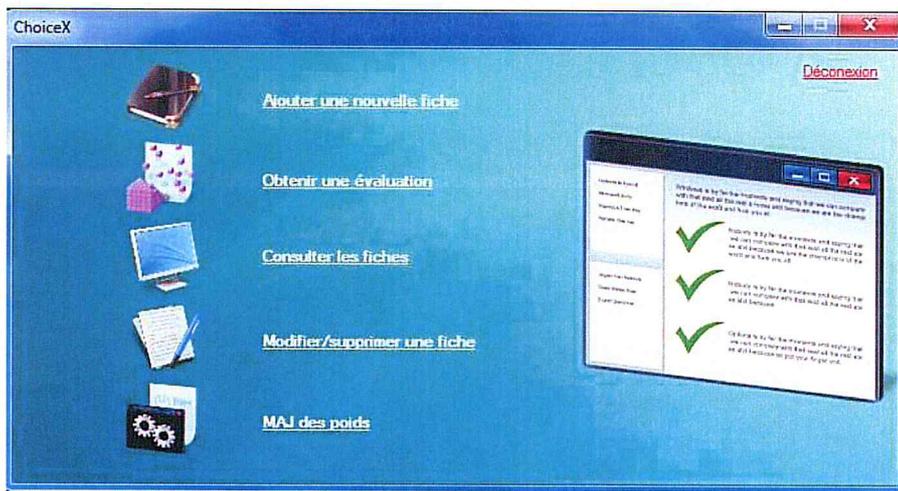


Figure 4.3 : Le menu de choix d'un Expert.

✓ Interface Utilisateur simple

Ce type d'utilisateur n'ayant pas une grande expérience du domaine, il n'a accès qu'à la consultation de la base de stockage des fiches, l'évaluation d'une construction et la mise à jour les poids.

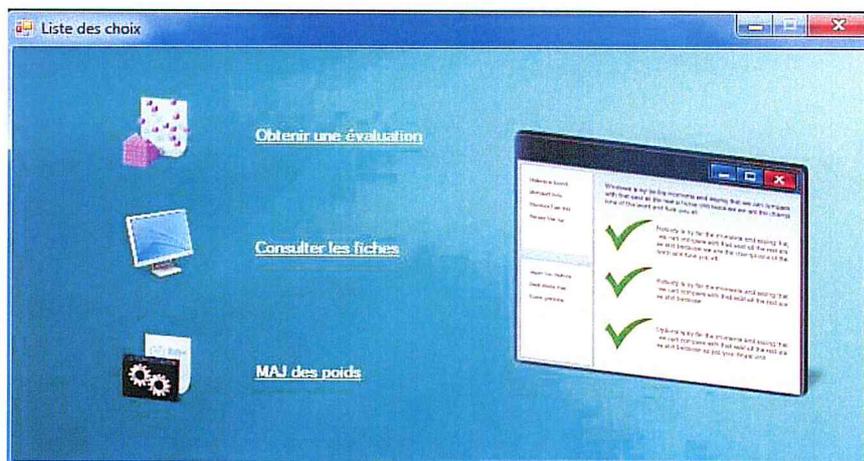


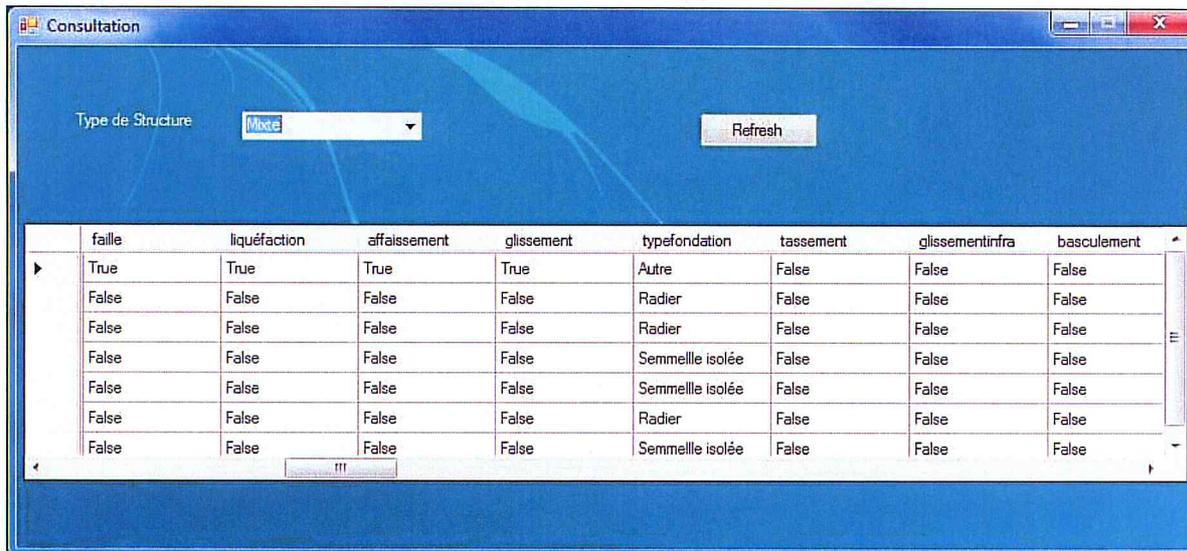
Figure 4.4 : Le menu de choix d'un Utilisateur simple.

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

✓ Consultation de la base de stockage

La consultation de la base de stockage peut se faire par n'importe quel type d'utilisateur.

Lors de la consultation, l'utilisateur a la possibilité de consulter toute la base ou bien d'activer une partie de celle-ci selon le type de structures : Mixte, Poutre, Poteau, Voile, Maçonnerie.



	faillie	liquéfaction	affaissement	glissement	typefondation	tassement	glissementinfra	basculement
▶	True	True	True	True	Autre	False	False	False
	False	False	False	False	Radier	False	False	False
	False	False	False	False	Radier	False	False	False
	False	False	False	False	Semmelle isolée	False	False	False
	False	False	False	False	Semmelle isolée	False	False	False
	False	False	False	False	Radier	False	False	False
	False	False	False	False	Semmelle isolée	False	False	False

Figure 4.5 : Consultation de la base de stockage.

✓ L'ajout d'une nouvelle fiche

L'ajout d'une nouvelle fiche, est une tâche propre aux experts du domaine, lors de cette tâche, un formulaire de saisie s'affiche (la fiche d'évaluation). Ce dernier est composé de 5 feuillets. Ceci est dû au fait que la description d'une construction est relativement longue, qu'une seule feuille ne serait pas agréable à visualiser. Pour cela le premier feuillet correspond à l'identification de la construction, le deuxième concerne la description de la construction. Le troisième et quatrième sont nécessaires pour la saisie des dommages.

La figure 4.6 présente le feuillet 1. Il permet à l'expert de saisir les informations générales sur la construction et permet de situer le contexte de l'opération d'évaluation post-sismique.

Une fois, les informations générales définies, il faut passer à la description de la construction à évaluer.

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

Fiche d'évaluation /eXpert

Identification de la construction | Description de la construction | Saisie des dommages | Saisie des dommages | Saisie des dommages | Evaluation Finale

Code Inspecteur [dropdown]
Code Fiche: 12
Date d'évaluation: samedi 11 juin 2011
Secteur [text]
Zone [text]

Adresse [text area]

Construction calculée au séisme
Construction contrôlée

>>

Figure 4.6 : L'ajout d'une nouvelle fiche.

La figure 4.7 représente le deuxième feuillet permettant de compléter la saisie de la nouvelle fiche, il permet de donner la description sommaire de la construction.

Fiche d'évaluation /eXpert

Identification de la construction | Description de la construction | Saisie des dommages | Saisie des dommages | Saisie des dommages | Evaluation Finale

Usage de la construction

- Logement
- Administratif
- Socio-Culturel
- Autre (à préciser)
- Scolaire
- Hospitalier
- Sportif
- Commercial
- Industriel
- Réservoir d'eau

Problème de sol autour de la construction

- Faille
- Affaissement-Soulèvement
- Liquéfaction
- Glissement

Description sommaire

Age Approximatif: 12
Nombre de niveaux: 5
En élévation: 50
En infrastructure: 50
Type de Structure: Poutre

Vide Sanitaire
Sous Sol

Éléments extérieurs indépendants

- Escaliers
- Auvent
- Passage couvert

Fondation infrastructure

Type des fondations: Semelles filantes

- Tassement uniforme
- Basculement
- Glissement
- Infrastructure (dans le cas WC ou S/Sol)

Voile béton continu: 5
Poteaux béton avec remplissage: 0

<< >>

Figure 4.7 : Saisie de la description de la construction.

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

Le troisième feuillet présenté en **figure 4.8** illustre la saisie des dommages observés. L'expert peut ainsi évaluer aussi bien la structure résistante que les éléments secondaires en se basant sur l'observation visuelle. Il pourra ainsi attribuer une valeur comprise entre 1 et 5 pour chaque attribut de la fiche.

Fiche d'évaluation /eXpert

Identification de la construction | Description de la construction | Saisie des dommages | Saisie des dommages | Saisie des dommages | Evaluation Finale

-STRUCTURE RESISTANTE:

Eléments porteurs(charges verticales):

- Murs en maçonnerie: 1
- Poteau métallique: 1
- Voile béton: 1
- Poteau bois: 1
- Poteau béton: 1
- Autre: 1

Toiture inclinée:

- Charpente métallique: 1
- Couverture: 1
- Charpente bois: 1
- amiante-ciment:
- Couverture tuile: 1
- Couverture métallique: 1

Élément de Contreventement:

- Murs en maçonnerie: 1
- Portiques métalliques: 1
- Voile béton: 1
- Palées triangulées: 1
- Portiques béton armé: 1
- Autre: 1

Planchers -Toiture Terrasse:

- Béton armé: 1
- Solives métallique: 1
- Solive bois: 1

<< >>

Figure 4.8 : Saisie des dommages.

Le cinquième feuillet est celui de l'évaluation finale. Il permet de saisir l'évaluation finale de la construction.

Fiche d'évaluation /eXpert

Identification de la construction | Description de la construction | Saisie des dommages | Saisie des dommages | Saisie des dommages | Evaluation Finale

Evaluation générale:

Niveau général des dommages: 1

Couleur à utiliser: [dropdown]

Mesures immédiates à prendre:

Ajouter l'évaluation

Figure 4.9 : Evaluation finale.

✓ L'évaluation d'une construction

Le module d'évaluation d'une construction endommagée constitue la partie la plus importante de notre système SERN.

Quand l'utilisateur de notre système (Expert ou utilisateur final) veut effectuer une évaluation d'une construction endommagée, le formulaire de saisie lui est affiché (Même formulaire que l'ajout sauf le cinquième feuillet).

Dans ce cas, le cinquième feuillet est remplacé par une fenêtre qui lui affiche l'évaluation de la construction (Niveau, Couleur). (cf. **Figure 4.10**)

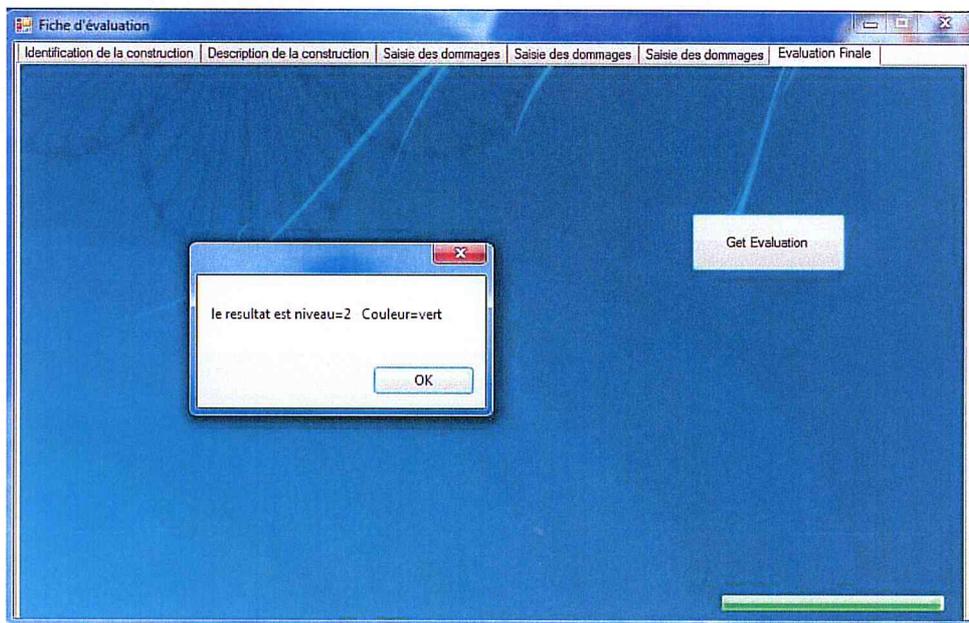


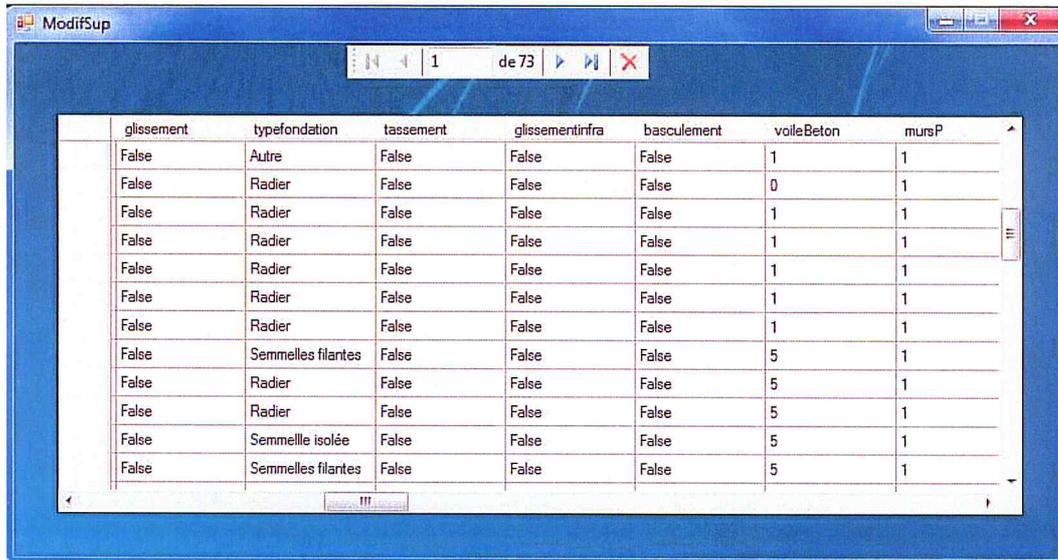
Figure 4.10 : Evaluation de la construction.

✓ Suppression et modification d'une fiche

Comme l'ajout d'une fiche, la suppression et la modification sont des opérations effectuées uniquement par les experts du domaine.

L'Expert n'a le droit de modifier ou supprimer que les fiches qu'il a déjà saisi. Une fenêtre contenant la liste des fiches s'affiche, et c'est à l'expert de choisir la fiche à modifier ou supprimer, et valider son opération.

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux



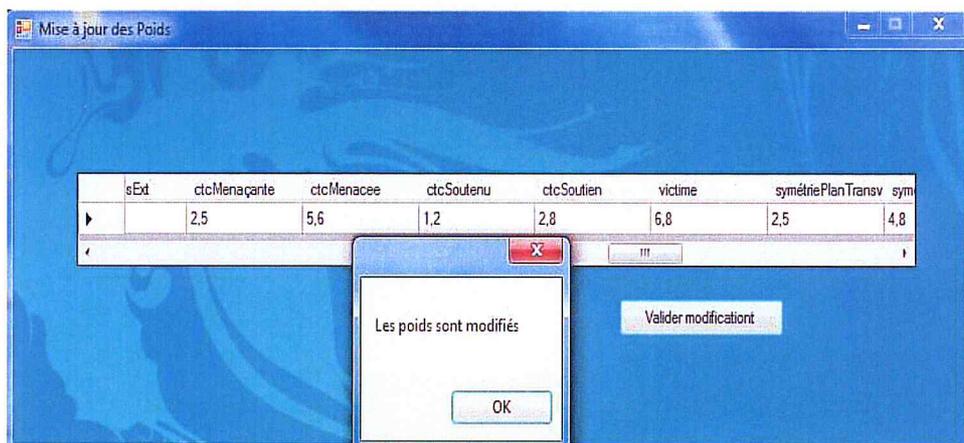
glissement	typefondation	tassement	glissementinfra	basculement	voileBeton	mursP
False	Autre	False	False	False	1	1
False	Radier	False	False	False	0	1
False	Radier	False	False	False	1	1
False	Radier	False	False	False	1	1
False	Radier	False	False	False	1	1
False	Radier	False	False	False	1	1
False	Radier	False	False	False	1	1
False	Semelles filantes	False	False	False	5	1
False	Radier	False	False	False	5	1
False	Radier	False	False	False	5	1
False	Semelle isolée	False	False	False	5	1
False	Semelles filantes	False	False	False	5	1

Figure 4.11 : Suppression et modification d'une fiche.

✓ Modification des poids

Lors de la modification des poids, une fenêtre contenant les poids des attributs s'affiche. En sélectionnant le poids on peut faire sa modification. Cette fonctionnalité est utile surtout lorsqu'on change de zone géographique (constructions du sud, zone très froide, etc...). Au sud ou dans les zones de grands froids, on n'utilise pas les mêmes matériaux, les type de construction ne sont pas les mêmes qu'au nord.

Cette opération se fait soit par un utilisateur simple ou un expert.



sExt	ctcMenaçante	ctcMenacee	ctcSoutenu	ctcSoutien	victime	symétriePlanTransv	sym
▶	2,5	5,6	1,2	2,8	6,8	2,5	4,8

Les poids sont modifiés

OK

Valider modification

Figure 4.12 : Modification des poids.

✓ Interface Administrateur

Un administrateur a le droit de créer les comptes Experts et remplir la base d'apprentissage.

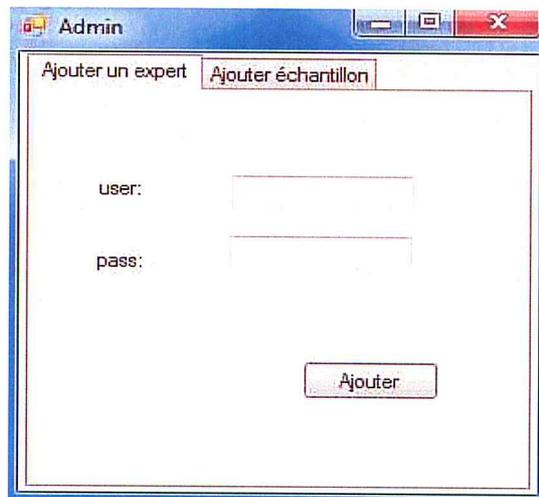


Figure 4.13 : Interface Administrateur.

3. Résultats expérimentaux

Pour pouvoir confirmer le bon fonctionnement de notre système **SERN**, nous avons élaboré un test, afin de pouvoir vérifier que celui-ci fonctionne correctement, et ne produit pas de faux résultats. Nous avons introduit des fiches techniques réelles, que nous avons recueillies auprès des différents sièges du CTC et comparé leurs résultats avec ceux du programme réalisé. L'utilisation du système consiste dans un premier temps en la saisie de différentes caractéristiques descriptives de la construction, puis dans l'attribution des poids aux différents champs de la fiche.

La base d'apprentissage contient environ 40 fiches, la validation consiste à saisir de nouvelles fiches, et de comparer les résultats donnés par le système avec ceux déjà existants sur la fiche.

3.1. Les données du problème test

La feuille suivante illustre la fiche d'évaluation d'un hôtel, qui a été endommagé lors du séisme de 21 mai 2003.

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

FICHE D'ÉVALUATION DU SEISME DU 21 MAI 2003

CTC SUD

IDENTIFICATION DE LA CONSTRUCTION					
Construction Calculée				oui	non
Construction Contrôlée				oui	non
USAGE DE LA CONSTRUCTION					
Logement		Scolaire		Commercial	
Administration		Hospitalier		Industriel	
Socioculturel		Sportif		Réservoir d'eau	
Autre				HOTEL	
DESCRIPTION SOMMAIRE					
Age approximatif	10 ans	Nombre de joints de dilatation en infrastructure		Vide sanitaire	oui non
Nombre de niveaux	R+12			Sous Sol	oui non
Nombre de joints de dilatation en élévation				Eléments extérieurs : indépendants (escalier, auvent, passage couvert)	
TYPE DE STRUCTURE					
Poteau-poutre					
Mixte					
Voile					
Maçonnerie non chaînées					
Maçonnerie chaînée					
PROBLEME AUTOUR DE LA CONSTRUCTION					
Faïlle	oui non	Affaissement-Soulèvement		oui non	
Liquéfaction	oui non				
FONDATION-INFRASTRUCTURES					
Type de fondation		Glissement	oui non	Voile béton continu	1 2 3 4 5
Radier					
Semelles isolées					
Semelles filantes					
Pieux					
Autre					
Tassement uniforme					

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

STRUCTURE RESISTANTE			
Eléments porteurs (charges verticales)		Eléments contreventement	
Murs en maçonnerie	1 2 3 4 5	Murs en maçonnerie	1 2 3 4 5
Voiles béton	1 2 3 4 5	Voiles béton	1 2 3 4 5
Poteaux béton	1 2 3 4 5	Portiques béton armé	1 2 3 4 5
Poteaux métalliques	1 2 3 4 5	Portiques métalliques	1 2 3 4 5
Poteaux bois	1 2 3 4 5	Palées triangulaires	1 2 3 4 5
Autres	1 2 3 4 5	Autres	1 2 3 4 5
Planchers-Toitures Terrasse		Toitures inclinées	
Béton armé	1 2 3 4 5	Charpente métallique	1 2 3 4 5
Solives métalliques	1 2 3 4 5	Couverture amiante ciment	1 2 3 4 5
Solives Bois	1 2 3 4 5	Couverture métallique	1 2 3 4 5
		Charpente bois	1 2 3 4 5
		Couverture tuile	1 2 3 4 5
ELEMENTS SECONDAIRE			
Escaliers		Remplissage extérieur	
Béton	1 2 3 4 5	Maçonnerie	1 2 3 4 5
Métal	1 2 3 4 5	Béton préfabriqué	1 2 3 4 5
Bois	1 2 3 4 5	Bardages	1 2 3 4 5
		Autre	1 2 3 4 5
Autres éléments intérieurs		Eléments extérieurs	
Plafonds	1 2 3 4 5	Balcon	1 2 3 4 5
Cloisons	1 2 3 4 5	Garde corps	1 2 3 4 5
Eléments vitrés	1 2 3 4 5	Auvent	1 2 3 4 5
		Acrotère-Corniches	1 2 3 4 5
		Cheminées	1 2 3 4 5
		Autres	1 2 3 4 5
VICTIMES		oui	non
		Peut être	

Chapitre 4 : Implémentation et tests expérimentaux

INFLUENCE DES CONSTRUCTIONS ADJACENTES										
-La construction menace une autre construction						oui	non			
-La construction est menacée par une autre construction.						oui	non			
-La construction peut être un soutien pour une autre construction.						oui	non			
-La construction peut être soutenue par une autre construction.						oui	non			
COMMENTAIRE SUR LA NATURE ET LA CAUSE DES DOMMAGES										
Sens transversal				Sens longitudinal						
Symétrie en plan	bon	moyen	mauvais	Symétrie en plan	bon	moyen	mauvais			
Régularité en élévation	bon	moyen	mauvais	Régularité en élévation	bon	moyen	mauvais			
Redondance des files	bon	moyen	mauvais	Redondance des files	bon	moyen	mauvais			
EVALUATION FINALE										
Mesures Prises :										
-Etayage de la poutre fissurée du sous sol (salle électrique).										
-Expertise approfondie est nécessaire.										
-Reprise des fissures au niveau des éléments de remplissage.										
-Matérialisation des joints.										
Niveau des dommages.	1		2		3		4		5	
Couleur Utilisée.	Vert			Orange			Rouge			

3.2. Les tests

Après avoir évalué cette fiche dans notre système voici la fenêtre qui affiche le résultat.

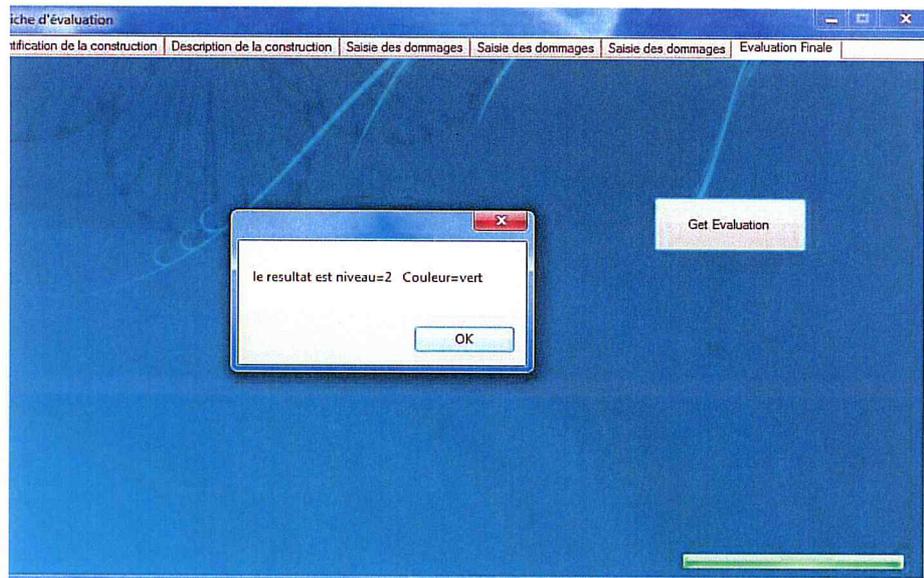


Figure 4.14 : Test du logiciel.

En remarque que la solution proposée dans ce cas est Vert 2. Si on consulte le bas de la feuille précédente (C'est-à-dire la fiche d'évaluation de l'hôtel), on remarque que c'est exactement la solution proposé par l'expert lors du séisme du 21 mai.

On a testé également ce système pour l'évaluation de 40 constructions, diverses, choisies des séismes précédents, pour établir un pourcentage de fiabilité des résultats données par le système.

Les résultats sont assez favorables, une marge d'erreurs égale à 20% a été établit, c'est-à-dire que 40 fiches, 32 correspond exactement à l'évaluation apportée par l'ingénieur chargé de l'expertise, soit un pourcentage de 80% de réussite.

Suite aux résultats établis par le test, nous avons constaté que le résultat est assez satisfaisant. Ce qui prouve la fiabilité du système.

4. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le logiciel permettant l'implémentation de notre système, en donnant un exemple sur l'évaluation, la modification, la suppression et l'ajout d'une fiche à la base. Ce logiciel est en effet un outil d'aide à la décision qui peut être exploité dans un centre d'évaluation post-sismique.

Il est important de noter à ce stade que la réalisation de ce logiciel n'était pas si évidente que l'on peut imaginer. Il permettrait d'agrandir la base d'apprentissage et de rendre notre système plus performant. Bien que l'environnement Visual C# est très performant car il offre une bibliothèque de réseaux de neurones, qui nous a facilité le travail.

La deuxième partie de ce chapitre illustre quelques tests effectués, Evidemment, plusieurs autres peuvent être réalisés. Notons que, pour des raisons de temps, il nous est impossible de les représenter tous.

Les tests effectués nous ont permis de donner un pourcentage quand à la fiabilité du système.

Conclusions et perspectives

Les réseaux de neurones, fabriqués de structures cellulaires artificielles, constituent une approche permettant d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement. Ils s'avèrent aussi des alternatives très prometteuses pour contourner certaines des limitations des ordinateurs classiques. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leurs mécanismes inspirés des cellules nerveuses (neurones), ils infèrent des propriétés émergentes permettant de solutionner des problèmes jadis qualifiés de complexes.

Dans notre projet, nous vérifions que la réutilisation des fiches qui existe au niveau du CTC, par l'utilisation d'un processus de raisonnement par réseaux de neurones est efficace pour aider les ingénieurs en parasismique dans leur évaluation.

Le raisonnement par réseaux de neurones artificiels s'appuie sur les évaluations précédentes pour résoudre de nouveaux problèmes, et ça grâce à leur grande capacité d'apprentissage. Nos principales étapes de mise en œuvre étaient les suivantes : détermination des entrées/sorties du réseau de neurones, Collection de données, Séparation des données, Elaboration de la structure du réseau, la mise en forme des données, l'entraînement du réseau et enfin la validation.

Notre réseau apprend à partir des fiches déjà stockées dans sa base d'apprentissage, et pour cela on a utilisé un apprentissage supervisé, Car le réseau connaît le résultat désiré.

Plus la base d'apprentissage est grande plus de résultat les correcte, et c'est le problème que nous avons rencontré lors de notre test. La plupart des fiches que nous avons recueillies étaient classées dans les niveaux 1 ou 2, VERT, ce qui signifie qu'évaluer une construction qui doit être classée rouge ne donne pas à un bon résultat.

Conclusion & perspectives

Parmi les choses que nous avons apprises, c'est de travailler sur des données réelles collectées lors des séismes passés. Nous avons vu aussi que certaines fiches sont incomplètes (manque de données) mal remplies. Ceci explique que certains experts sont jeunes, non expérimentés. Une autre explication est que les fiches sont remplies à la hâte. Lorsqu'un séisme frappe, il faut faire vite pour préserver les vies humaines.

Notre logiciel **SERN** est un outil simple à utiliser, qui permet de :

- Servir d'outil d'aide à la décision pour les nouveaux ingénieurs experts à situer la sévérité de l'endommagement. (a reformuler, pas clair)
- Stocker les connaissances dans la base d'apprentissage afin d'améliorer le résultat lors des prochaines évaluations.
- Aider à former les ingénieurs en évaluation post-sismiques.

Nous pouvons annoncer à ce stade que les objectifs fixés au début de cette étude sont atteints : on a pu vérifier la possibilité d'appliquer le raisonnement par réseaux de neurones dans l'évaluation des dommages post-sismiques.

Cependant, nous pensons qu'un certain nombre de points restent à explorer, tel que la détermination des mesures à prendre après l'évaluation, Réaliser l'application sur le web, afin d'implémenter l'accès à distance.

Enfin toute autre proposition à laquelle nous n'avons pas pensé et qui serait apte à fournir des éléments de réponse et une aide conséquente pour l'évaluation des dommages post-sismique serait des plus appréciée.

Liste des abréviations

SERN : Système d'Evaluation Post-Sismique par Réseaux de Neurones.

RBRN : Raisonnement à Base de Réseaux de Neurones.

RNA: Réseaux de Neurones Artificiels.

PMC: Perceptron Multi Couche.

MLP: Multi Layer Perceptron.

RBF: Radial Basic Functions.

ART: Adaptative Resonance Theorie.

TSP: Traveling Salesman Problem.

ordre. Alphabétique

Bibliographie

- [ERI09] *Éric Hervet*, « **RÉSEAUX DE NEURONES** », Université de Moncton, Faculté des sciences, Département d'informatique Moncton, N.-B., CANADA, Automne 2009.
- [MIH08] *MIHOUBI ABDELHAFID*, «Classification Lithologique des Attributs Sismiques par les « Réseaux de Neurones Artificiels », **Mémoire magister**, 2008, Université M'hamed Bougara Boumerdes, Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie, Laboratoire de Physique de la Terre.
- [DAV93] *Davalo E.P.Naïm*, « Des Réseaux de Neurones », 2^{ème} Edition. Eyrolles Edition, 1993.
- [CLA92] *Claude Touzet*, « les Réseaux de Neurones Artificiels introduction au connexionnisme », EC2 Ed, juillet 1992.
- [GER02] *Gérard Dreyfus*, « Reconnaissance de Formes par Réseau de Neurones », Eyrolles Edition, juillet 2002.
- [MOH07] *Mohamed Yessin AMMAR*, « Mise en Œuvre de Réseaux de Neurones pour la Modélisation de Cinétiques Réactionnelles en vue de la transposition batch/continu », Thèse Doctorat (université de Toulouse), Juillet 2007.

- [DRE98] *G. DREYFUS, Y. IDAN*, «The **Canonical** Form of Nonlinear Discrete-Time Models, Neural Computation» Vol. 10, n°1, **1998**.
- [ADR09] *Adrien Vergé*, « Réseaux de Neurones Artificiels », TIPE, Lycée Michelet, **2009**.
- [MAR04] *Marc Parizeau*, « Réseaux de Neurones », GIF-21140 et GIF-64326, Université LAVAL, Automne **2004**.
- [MAN] *Manuel Clergue*, « Réseaux de Neurones Artificiels ».
- [FRA06] *Françoise Fessant*, « Apprentissage Non Supervisé » TECH/SUSI, Groupe France télécom, France, **2006**.
- [BEG05] *Beghdadi Hadj Ali. Senouci Mohamed*, « Réseaux de Neurones Théorie et Pratique", OPU Edition, Alger, **2005**.
- [MAR04] *Martha L. CARREÑO1, Omar D. CARDONA2 and Alex H. BARBAT3*, «Expert System for Building Damage Evaluation in case of Earthquake», 13th World Conference on Earthquake Engineering Vancouver, B.C, Canada August 1-6, **2004** Paper No. 3047.
- [GAR07] *Garcia Jean-François*, « Elaboration d'une Méthode d'Evaluation de la Vulnérabilité Sismique des Bâtiments », INSA Strasbourg, Spécialité Génie Civil, Option Construction, Juillet **2007**.
- [IST] **ISTerre**, « Institut des Sciences de la Terre », <http://isterre.fr/article233.html>.

- [HOR91] **Hornik K**, «Approximation Capabilities of Multilayer feedforward networks, Neural Networks», vol.4, pp. 251-257, Elsevier publishing, **1991**.
- [LES93] *Leshno, M., Lin, V. Y., Pinkus, A., Schocken, S*, « Multilayer feedforward networks with a nonpolynomial activation function can approximate any function. Neural Networks», Elsevier, Kidlington Publishing, Royaume-Uni, 1988.
- [ROS57] *Rosenblatt, Frank*, « The Perceptron--a perceiving and Recognizing Automaton. Project Para Report 85-460-1», Cornell Aeronautical Laboratory (CAL), New York, Janvier. **1957**.
- [AND99] *Geoffrey J. Goodhill, Andrei Cimponeriu*, tutorial «Modeling the Development of Ocular Dominance and Orientation Preference Maps in The Primary Visual Cortex with The Elastic Net», Georgetown Institute for Cognitive and Computational Sciences, Georgetown University Medical Center October 12, **1999**.
- [KOH07] *Kohonen, T. and Honkela, T*, «Kohonen Network», Scholarpedia 2(1):1568 publishing, **2007**.
- [MAR04] *Martha L. CARREÑO, Omar D. CARDONA, Alex H. BARBAT* , «System for Post-Earthquake Building Habitability and Reparability Evaluation», Congresso Nacional de Sismologia e Engenharia Sísmica, Barcelona Spain, **2004**.
- [NEU06] *Andrew Kirillov*, «Neural Networks on C# », Royaume-Uni, 19 Novembre **2006**.
- [HAY94] *Haykin, S*, « Neural Networks: A Comprehensive Foundation», *2nd edition*. Macmillan College Publishing, New York, **1994**.

- [STU] *Stuart Russell, Peter Norvig*, «Artificial Intelligence A modern Approach», Prentice Hall Upper Saddle River Publishing, Janvier 1995.
- [VEN94] *V. Venugopal*, «Neural Networks and Statistical Techniques in Marketing Research: A Conceptual Comparison», MCB UP Ltd Publishing, Marketing Intelligence & Planning, Vol. 12 Iss: 7, pp.30 - 38, 1994.
- [WEI95] *Veer, R.C.P. van der, B. Wierenga & J.C.H.W. Kluytmans (1995)*, «Neurale Netwerken in Marketing», Jaarboek Nederlandse Vereniging van Marktonderzoekers, 1994-1995, pp. 9-25.
- [SHE90] *Shepard, Roger N*, «Neural nets for Generalization and Classification: Comment on Staddon and Reid», Psychological review Publishing, Université de Stanford, USA, October 1990.
- [KHA08] *Dr, Mohamad Khalil, Cours* «Réseaux de Neurones : LA RETROPROPAGATION », Professeur Université de LIBAN, Liban, 2008.

Web graphie

[BIO] <http://www.biotechnozen.com/articles/neurones.html>.

[ACA] <http://fr.academic.ru/dic.nsf/frwiki/1472052> .

[UNI] <http://wwwigm.univmlv.fr/~dr/XPOSE2002/Neurones/index.php?rubrique=Apprentissage> .

[TEC] <http://www.techno-science.net/?onglet=articles&article=12&page=5> .

[IRS] « Institut de Radioprotection et de Sûreté Nucléaire », IRSN, <http://www.irsn.fr>.

[RYO] *Rafic Younes*, «chapitre3 Les Réseaux de Neurones»,
<http://www.ryounes.net/accueil.php>.

[WIK] http://fr.wikipedia.org/wiki/Visual_C_Sharp.

[ARC] <http://www.arcelormittal.com/sections/index.php?id=48&L=1>.