

UNIVERSITE DE BLIDA 1

Faculté de Technologie
Département de Génie Civil

THÈSE DE DOCTORAT

Spécialité : Génie Civil

VERS UNE EVALUATION INTELLIGENTE DE LA VULNERABILITE DES CONSTRUCTIONS

Par

Hichem NOURA

Devant le jury composé de :

S.KENAI	Professeur, U. de Blida 1	Président
N.BOURAHLA	Professeur, U. de Blida 1	Examineur
D.BENOUAR	Professeur, USTHB, Alger	Examineur
M.N FARSI	Directeur de Recherche, CGS, Alger	Examineur
M.ABED	Professeur, U. de Blida 1	Directeur de thèse
A.MEBARKI	Professeur, U.P.E.M.V France	Co-Directeur de thèse

Blida, 02 Juillet 2017

ملخص

هذا العمل يشمل دراسة فعالية الشبكات العصبية الاصطناعية لإجراء تقييم سريع للأضرار الهيكلية للمباني بعد وقوع زلزال. مجموعتين من المكونات الهيكلية استعملت في هذا العمل: مجموعة من المكونات الهيكلية (البنية التحتية، العنصر العمودي، والسقف والبلاط)، ومجموعة من المكونات الثانوية (العناصر غير الإنشائية: السلالم، حشوات الخارجية، والمكونات مثل الشرفات والمواقف وغيرها).

لتحليل المعلمات للشبكات العصبية المناسبة، عدد طبقات والخلايا العصبية الخفية وظائف التنشيط اخذ بعين الاعتبار. تم استخراج مجموعة من 3614 المباني المتضررة من قاعدة بيانات التي تم جمعها خلال المسح بعد الزلزال قبل موظفين مدربين (زلزال بومرداس، الجزائر $M_w = 6.8$ ؛ الزلزال الذي وقع في 21 ماي 2003).

المقارنة بين الضرر المتوقع والملاحظ يدل على أن أفضل بنية الشبكة العصبية يناظر طبقة مخفية مع عدد من الخلايا العصبية مساو لعدد من مكونات المبنى.

قاعدة البيانات التي تم جمعها، الضرر الكلي يتناسب مع 70% حيث من المتوقع أن تتأثر فقط من قبل مجموعة من العناصر الثانوية (لا الهيكلية)، و80% للتلف الكلي في المباني التي يفترض الضرر الكلي أن تتأثر فقط من قبل مجموعة الهيكلية، و87% حيث من المتوقع أن تتأثر مجموعتين عنصر البناء الضرر الكلي للمباني، وهذا هو القول، والمكونات الهيكلية والثانوية.

RÉSUMÉ

Le présent travail consiste à étudier l'efficacité des Réseaux Neurones Artificiels (RNAs) pour une évaluation rapide des dommages structurels après un tremblement de terre. Deux groupes de paramètres sont pris en considération : le groupe de composants structurels (infrastructure, élément vertical, contreventement, toiture et dalles), le groupe de composants secondaires (éléments non structuraux : escaliers, remplissages extérieurs, composants tels que balcons, cheminées etc).

L'analyse des paramètres du réseau neuronal (RNAs) adéquate, c'est-à-dire le nombre de couches cachées et les neurones ainsi que les fonctions d'activation, donne la meilleure combinaison des dommages des composants qui gouverne le dommage global d'un bâtiment. Un ensemble de 3614 bâtiments endommagés est extrait d'une base de données récoltée au cours d'un sondage post-séisme par des techniciens qualifiés (séisme de Boumerdes, Algérie : $M_w = 6,8$; tremblement de terre du 21 mai 2003).

La comparaison entre les dommages prédits et observés montre que la meilleure architecture du réseau de neurones correspond à une couche cachée avec un nombre de neurones égal au nombre de composants de construction (c.-à-d. 4 ou 8 composants), et la fonction «tangente hyperbolique» comme fonction d'activation.

Pour la base de données collectée, les prévisions du (RNAs) et les dommages globaux observés sont conformes à : 70% lorsque le dommage global des bâtiments est supposé être influencé uniquement par le groupe d'éléments secondaires (non structurels), 80% pour les bâtiments lorsque les dommages globaux sont supposés être influencés uniquement par le groupe structurel, et 87% lorsque les dommages globaux des bâtiments sont supposés être influencés par les deux groupes de composants de construction, c'est-à-dire les composants structurels et secondaires.

ABSTRACT

The present work investigates the efficiency of Artificial Neural Networks (ANN) for quick post-quake evaluation of structural damages. Two usual groups of governing parameters are considered: the structural components group (infrastructure, vertical bearing, horizontal bracing, roofs and slabs), the secondary components group (non-structural elements: stairways, exterior wall panels, interior fillings and panels, and exterior components such as balconies, chimneys and parapets).

The adequate ANN requests the analysis of the best combination of the components' damages, which governs the global damage of a building; the neural network parameters, i.e. number of hidden layers and neurons as well as the activation functions.

A set of 3,614 damaged buildings has been extracted from the database collected during the post-quake survey, after the May 21, 2003 earthquake which struck Boumerdes and Algiers' region ($M_w=6.8$, Algeria). These buildings are mainly dwellings, schools, hospitals and public buildings.

The comparison between predicted and observed damages shows that the best ANN corresponds to: one hidden layer with a number of neurons equal to the number of main building components (i.e. 4 or 8 components), and the "hyperbolic tangent" function as activation function.

For the collected database, the ANN's predictions and the observed global damages are in accordance for: 70% of the considered buildings when the global damage is assumed to be influenced only by the secondary (non-structural) elements group, 80% of the considered buildings when the global damage is assumed to be influenced only by the structural group, 87% of the considered buildings when the global damage is assumed to be influenced by both building components groups, i.e. structural and secondary components.

REMERCIEMENT

Remercions en premier lieu, Dieu tout puissant de m'avoir permis de mener à bien et d'achever ce modeste travail. Cette thèse réalisée, n'aurait pu être menée à bien sans l'aide des personnes à qui je voudrais adresser tous mes remerciements.

Mes premiers remerciements vont à mon Directeur de Thèse Monsieur Mohamed ABED, Professeur à l'Université Saad DAHLAB de Blida 1, qui a dirigé avec intérêt mes recherches et pour ses précieux conseils, sa disponibilité, ses encouragements continus et qui m'a facilité la mobilité scientifique et administrative qui ont rendu ce travail possible.

Je tiens à exprimer mon profond respect à mon co-directeur de thèse Monsieur Ahmed MEBARKI, Professeur à l'Université de Marne La Vallée Paris-Est. Je le remercie vivement pour avoir accepté de co-encadrer cette thèse ; il m'a fait l'honneur d'approfondir le volet analyse et validation malgré ses lourdes charges. L'accueil dans son laboratoire MSME (Modélisation et Simulation Multi-Echelle durant la période de mon stage (PNE), m'a été très bénéfique pour finaliser mes résultats. Aussi sa patience, sa rigueur face aux délais impartis à ce travail de recherche, et sa ainsi sa disponibilité m'ont été d'un grand apport.

Je remercie aussi Dr. BOUKRI Mehdi et les responsables Dr. Belazougui Mohamed et Dr Mohammed Naboussi FARSI du Centre National de Recherche Appliquée en Génie-Parasismique (CGS) pour m'avoir permis d'accéder et d'utiliser la base de données Dommages Sismiques (fiches d'évaluation des dommages post-sismiques, Boumerdès 2003). Les discussions scientifiques que nous avons eues au CGS m'ont permis de franchir efficacement les difficultés apparues durant l'élaboration de ce travail.

J'adresse également ma gratitude et mes remerciements à Monsieur Saïd KENAI, Professeur à l'Université Saâd DAHLEB de Blida 1, pour m'avoir fait l'honneur de présider ce jury de thèse. Mes remerciements vont aussi à Monsieur Noureddine BOURAHLA, Professeur à l'Université Saad DAHLEB de Blida 1, Monsieur Djillali BENOUAR, Professeur à l'USTHB et Monsieur Mohammed Naboussi FARSI, Directeur de Recherche au CGS pour l'intérêt qu'ils ont bien voulu porter à ce travail en acceptant de l'examiner.

Je remercie infiniment toutes les personnes et l'ensemble des enseignants du département de Génie Civil de l'université Saad DAHLEB de Blida 1, et particulier l'ensemble des enseignants de post de graduation qui ont contribués directement et indirectement au bon déroulement de ces années de doctorat.

Mes remerciements particuliers s'adressent à l'ensemble de mes collègues de la Faculté des Sciences et de la Technologie de l'Université de Khemis Miliana et au Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique (MESRS) qui a financé mon séjour de 11 mois à l'université Paris-Est Marne la Vallée (France).

Enfin, je voudrais exprimer mes plus profonds remerciements à mes chers parents, mon épouse, mes enfants (Alaa et Ahmed), mes frères (Fethi, Amine et Imad), mes belles sœurs et à toute ma grande famille pour leur soutien constant, leur patience et leur encouragement tout au long de ces années de thèse. En dernier, je souhaite remercier mes amis dont la présence, l'humour et la curiosité ont souvent contribué à faire avancer ce travail. De nombreuses autres personnes ont contribué à ce travail et je ne peux les citer toutes, qu'elles me pardonnent et soient assurées de ma reconnaissance.

TABLE DES MATIERES

ملخص.....	1
RÉSUMÉ.....	2
ABSTRACT.....	3
REMERCIEMENT.....	4
LISTE DES FIGURES.....	8
LISTE DES TABLEAUX.....	11
LISTE DES ABRÉVIATIONS.....	12
INTRODUCTION.....	13
1. METHODES D'EVALUATION DES DOMMAGES SISMIQUE DES CONSTRUCTIONS - ETAT DE L'ART.....	17
1.1. Introduction.....	17
1.2. Principaux paramètres.....	18
1.3. Limites de l'applicabilité des modèles.....	21
1.4. Etat de l'art sur les principaux modèles d'estimation des dommages.....	22
1.5. Conclusions.....	46
2. PROCEDURE OPERATIONNELLE D'EVALUATION DES DOMMAGES SISMIQUES : CAS BATI EXISTANT EN ALGERIE.....	48
2.1. Introduction.....	48
2.2. Elaboration des données et inventaire des bâtiments.....	48
2.3. Le séisme de Boumerdès, 21 Mai 2003.....	52
2.4. Les effets du séisme (Boumerdès 2003) sur les constructions.....	53
2.5. Base de données du Bâti existant (Algérie).....	55
2.6. Conclusion.....	57
3. LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS ET LEURS APPLICATIONS.....	58
3.1. Introduction.....	58
3.2. Réseaux de neurones : définitions et propriétés.....	59
3.3. Architecture des Réseaux de neurones et typologies.....	61
3.4. Application des RNAs dans la prédiction des risques.....	72
3.5. Conclusion.....	77
4. LA MISE AU POINT DE LA METHODOLOGIE PAR LE RESEAU DE NEURONES (RNA) 79	
4.1. Introduction.....	79

4.2. Préparation des paramètres externes du réseau (base de données)	80
4.3. Configuration du réseau (RNAs)	84
4.4. La mise au point du modèle neuronal pour l'évaluation des dommages	96
4.5. Conclusion	100
5. VALIDATION ET APPLICATION DU MODELE RNAs	101
5.1. Introduction	101
5.2. Paramètres d'entrée du modèle neuronal	101
5.3. Comparaison entre les prédictions observées et théoriques du RNAs.....	103
5.4. Taux d'influence de chaque composant sur le dommage global de la structure....	108
5.5. Comparaison des résultats.....	109
5.1. Conclusion	111
CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	112
1. Conclusion	112
2. Perspectives.....	114
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	115
APPENDICE A: Post-quake structural damage evaluation by neural networks: theory and calibration	121
APPENDICE B : Fiche d'évaluation des dommages post-sismiques du bâti algérien	140

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 : Organigramme d'un modèle d'estimation de dommages sismiques [14].	19
Figure 1.2 : Courbe de fragilités issues de l'EMS 98 [28].	21
Figure 1.3 : Exemple de courbes de fragilité pour les niveaux de dommage [23].	23
Figure 1.4 : Principe d'élaboration d'une courbe de capacité.	27
Figure 1.5 : Exemple de courbe de capacité utilisée dans HAZUS [10].	27
Figure 1.6 : Exemple de sollicitation sismique.	28
Figure 1.7 : Détermination du déplacement S_d (Point de performance).	28
Figure 1.8 : Détermination de la probabilité d'endommagement en fonction du déplacement (S_d).	29
Figure 1.9 : Exemple d'une courbe de fragilité avec quatre niveaux de dommages [10].	30
Figure 1.10 : Schéma conceptuel du modèle RADIUS [59].	31
Figure 1.11 : Courbes de vulnérabilité - Dommage moyen (μD) par typologie (I_V) en fonction de l'intensité EMS-98 (RISK-UE) [64].	38
Figure 1.12 : Courbes de fragilité de chaque niveau de dommage (D_1, \dots, D_5) pour une typologie donnée (I_V) en fonction de l'EMS [64].	39
Figure 1.13 : Evaluation de la base de données (fiche d'évaluation des dommages) [46].	40
Figure 1.14 : Relation entre la ruine du composant non structural et la ruine de la structure [44].	41
Figure 1.15 : Diverses relations $f(\cdot)$ entre la catégorie de dommage et la probabilité de ruine [44], [46].	42
Figure 1.16 : Dommage global de chaque combinaison pour différentes formes de fonctions.	43
Figure 1.17 : Exemple d'automatisation du bâti sous format SIG [44], [46].	44
Figure 1.18 : Exemple d'automatisation du bâti sous format SIG [10].	45
Figure 1.19 : procédure de la proche d'estimation des dommages du bâti Algérien [10].	45
Figure 2.1 : Fiche d'évaluation des dommages post-sismiques (inspection visuelle) : partie (a) et (b)	52

Figure 2.2 : Séisme du 21 mai 2003 Mw= 6.8 Alger-Boumerdès-Dallys [70].....	53
Figure 2.3 : Phénomène de liquéfaction observé lors du séisme Boumerdès 2003 [13]	54
Figure 2.4 : Les effets des éléments structuraux et non-structuraux sur le dommage des constructions lors du séisme de Boumerdès 2003 [13].....	54
Figure 3.1 : Comparaison entre le neurone biologique et le neurone artificiel.	59
Figure 3.2 : forme générale d'un réseau formel [43].	61
Figure 3.3 : Architecture d'un réseau de neurones (Multicouches).....	61
Figure 3.4 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé. Le symbole q^{-1} représente un retard d'une unité de temps [56].	63
Figure 3.5 : Structure d'un Perceptron à une couche cachée.	66
Figure 3.6 : Processus de fonctionnement des neurones du réseau MLP.	66
Figure 3.7 : Les sens de transfert de l'information entre deux neurones.....	67
Figure 3.8 : Gradient de l'erreur totale.	67
Figure 3.9 : Corrélation entre les régions sismiques et les caractéristiques géologiques et tectoniques du Chili continental [62].	73
Figure 3.10 : Topologie typique du réseau perceptron multicouches utilisé [73].	74
Figure 3.11 : Structure du réseau de neurones en fonction de base radiale floue [49].	75
Figure 3.12 : (a) Le modèle floue Takagi-Sugeno-Kang (TSK) ; (b) Architecture ANFIS correspondante [75].	75
Figure 3.13 : Résultats du potentiel de liquéfaction du modèle ANFIS [75].	76
Figure 3.14 : Comparaison entre les dommages estimés par la méthode (ARL) et (SVM). Léger dommage D1 (à gauche), dégâts modérés (en milieu), dégâts graves (à droite) [63].	77
Figure 3.15 : Différents hyperplans de séparation du SVM et l'équation dans l'espace d'entrée qui définit les poids synaptiques [63].	77
Figure 4.1 : Méthodologie de développement du système d'automatisation des dommages par les RNAs.	80
Figure 4.2 : Nombre de constructions expertisées en fonction de la catégorie de dommages (D_{ex}) (séisme Boumerdès 2003).....	83
Figure 4.3 : Simulation du modèle neuronal pour le groupe G_{S+nS}	85

Figure 4.4 : Comparaison entre la performance (MSE) de validation et test en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée.....	87
Figure 4.5 : Comparaison entre AIC_w et BIC_w en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée pour l'option 3.	88
Figure 4.6 : Panneau de visualisation des paramètres d'apprentissage du RNAs.	91
Figure 4.7 : Trajectoire de la descente du gradient pour différents taux d'apprentissage : (a) taux faible ; (b) taux moyen ; (c) taux (trop) élevé [29].	92
Figure 4.8 : Exemple d'évolution de l'erreur d'apprentissage et de validation pour chaque itération du groupe 3 (option 3).	94
Figure 4.9 : Procédure et architecture du réseau neuronal artificiel (RNAs) adopté.....	99
Figure 5.1 : Le modèle du réseau de neurones adopté pour l'optimisation des paramètres d'entrées de chaque groupe des composants de la structure.	102
Figure 5.2 : Evolution de l'erreur χ_r^{2*} pendant l'apprentissage et la validation du groupe (G_s).	104
Figure 5.3 : Evolution de l'erreur χ_r^{2*} pendant l'apprentissage et la validation du groupe (G_{ns}).	104
Figure 5.4 : Evolution de l'erreur χ_r^{2*} pendant l'apprentissage et la validation du groupe (G_{s+ns}).	104
Figure 5.5 : Les dommages prévus et observés, coefficient de corrélation du groupe G_s	106
Figure 5.6 : Les dommages prévus et observés, coefficient de corrélation du groupe G_{ns}	106
Figure 5.7 : Les dommages prévus et observés, coefficient de corrélation du groupe G_{s+ns}	107
Figure 5.8 : Taux d'influence de chaque composant sur le dommage global de la structure.	109
Figure 5.9 : Comparaison des fréquences cumulées des dommages observées et prédites par les RNAs.	110
Figure 5.10 : Les résidus des fréquences cumulées des catégories de dommage.	111

LISTE DES TABLEAUX

Tableau 1.1 : Typologies de bâtiments définies dans la méthodologie HAZUS [30].	24
Tableau 1.2 : Typologique EMS-98 et classes de vulnérabilité [28].....	33
Tableau 1.3 : Définition de l'échelle de dommage EMS 98 (Structure en béton armé).	34
Tableau 1.4 : Définition de l'échelle d'intensité (Niveau VII et VIII) EMS-98.....	35
Tableau 1.5 : Typologique des bâtiments RISK-UE (LM1) et Indices de Vulnérabilité (IV).	37
Tableau 2.1 : Catégories du dommage global du bâtiment [28].....	50
Tableau 2.2 : Catégorie du dommage globale des constructions (D_{ex}) observé par les inspecteurs post-sismiques (séisme de Boumerdès, 2003).	55
Tableau 3.1 : Exemples de quelques fonctions d'activation [29].	60
Tableau 4.1 : les composants des paramètres d'entrées et leurs catégories de dommages..	82
Tableau 4.2 : Nombre de constructions expertisées et leurs catégories de dommages (D_{ex}).	83
Tableau 4.3 : Résultats de χ_r^2 (MSE) de l'option 3 pour différentes architectures de RNAs.	86
Tableau 4.4 : Résultats des critères AIC _w et BIC _w de l'option 3 pour des différentes architectures de RNAs.	88
Tableau 5.1 : Validation du RNAs, l'erreur (χ_r^{2*}) en fonction du nombre optimal de neurones (h) pour chaque groupe de paramètre d'entrées.	103
Tableau 5.2 : Comparaison entre les dommages prévus et observés : coefficient de corrélation (R).....	105

LISTE DES ABRÉVIATIONS

M.H.U : Ministère de l'Habitat et de l'Urbanisme Algérien

CTC : Contrôle Technique de la Construction

CGS : Centre National de Recherche Appliquée en Génie Parasismique

CNERIB : Centre National d'Etudes et de Recherches Intégrées du Bâtiment

RNAs : Réseau de Neurones Artificiels

ATC : Applied Technology Council

PGA : Peak Ground Acceleration

SIG : Système d'Information Géographique

EMS 98: Echelle Macrosismique Européenne 1998

RC2-M: Reinforced Concrete-Mid-rise

PGV: Peak Ground Velocity

PESH: Potential Earth Science Hazards

PGD: Peak Ground Displacement

RADIUS: Risk Assessment tools for Diagnosis of Urban Areas Against Seismic Disaster

MM : Modified Mercalli intensity scale

MSK : Echelle de Medvedev-Sponheuer-Karnik

MPD : Matrices de probabilité de dommage

BTM: Building Typologie Matrix

HAZUS: Hazard United States

MLP : Multi-Layer Perceptron

ANN : Artificial Neural Networks

NN : Neural Networks

ANFIS : Système d'Inférence Adaptatif Neuro floue

SVQ: Support vector machine

ARL: Association Rule Learning

MSE: Mean Square Error

ANN_S: Artificial Neural Networks with Structural damage

ANN_{S_n}: Artificial Neural Networks with non-Structural damage

ANN_{S+S_n}: Artificial Neural Networks with Structural and non-Structural damage

INTRODUCTION

L'historique des séismes passés montre que l'Algérie est fortement exposée aux risques de tremblements de terre violents, qui peuvent engendrer des catastrophes à grande échelle avec des dégâts considérables. Une particularité du risque sismique est que sa nocivité est directement dépendante des constructions. La vulnérabilité du bâti vis-à-vis du séisme est donc un facteur primordial sur la conséquence de cet événement naturel, que les pertes soient d'ordre humain, matériel ou économique. Bien que l'homme ne puisse maîtriser la nature, les dernières décennies ont montré combien la maîtrise du risque devient un enjeu. En effet, bien que l'activité sismique reste stable, l'extension des zones de population et leur densification induit des catastrophes de plus en plus importantes.

Une partie importante du bâti de l'Algérie date de l'époque française et turque. Ces constructions sont toujours exploitées, certaines d'entre elles ont subi des actions de renforcement et confortement vu leur importance (hôpitaux par exemple). Prédire les conséquences post-sismiques pour ces constructions qui n'obéissent pas au code parasismique actuel nécessite la détermination et la maîtrise parfaite des paramètres affectant leur vulnérabilité au séisme. L'aptitude à pouvoir mesurer le plus fidèlement cette vulnérabilité est aujourd'hui un des défis les plus cruciaux auquel sont confrontés les ingénieurs de structure. Dans ce contexte, les résultats de telles études sont importants dans la réduction de pertes humaine et matérielle tout en permettant des actions de renforcement de structures existantes et une meilleure gestion de la crise post-sismique.

Le mercredi 21 mai 2003, la terre tremble violemment au Nord de l'Algérie. Le séisme atteint une magnitude de $M_w = 6,8$ et l'épicentre se situe dans la région de Zemmouri (Wilaya de Boumerdès), plus précisément en mer, à 7 Km au nord de cette localité. Le séisme important, qui a frappé principalement la wilaya de Boumerdès et la partie orientale de la wilaya d'Alger a donné lieu à très hautes conséquences de pertes humaines : plus de 2300 morts et 10 000 blessés [5] et des dommages très importants à l'environnement et aux constructions : plus de 100.000 habitations ou constructions effondrées ou plus ou moins gravement endommagées.

Juste après le grave désastre de Boumerdès 2003, une inspection a été mise en place par le Ministère de l'Habitat et de l'Urbanisme Algérien (M.H.U), pour l'évaluation des dommages de chaque structure (habitats, hôpitaux, écoles,...etc.) le plus vite possible, pour reloger le plus grands nombre de sinistrés dans des conditions de sécurité suffisantes, d'assurer une année scolaire normale et de dresser un bilan des destructions. Cette inspection est formée par plusieurs ingénieurs experts : CTC, CGS, CNERIB etc.

L'estimation de dommages causés par un séisme dépend de plusieurs facteurs. En effet, la quantité des ouvrages, la variabilité des types de construction et le manque d'informations disponibles pour décrire les ouvrages constituent les principales difficultés rencontrées. La plupart des méthodes disponibles d'évaluation de la vulnérabilité ont été établies sur la base d'observations post-sismiques, recensant le niveau de dommage observé en fonction de la nature de la structure. Ces méthodes sont établies pour des pays à forte sismicité (USA, Japon, Turquie, Italie,...). Elles sont fondées sur l'observation des caractéristiques structurales des bâtiments.

Vu la nature des facteurs responsables des dommages causés par un séisme, il s'avère très difficile d'estimer avec précision la vulnérabilité ou le taux de dommage global des constructions. Les différentes techniques de l'Intelligence Artificielle (Systèmes Experts, la Logique Floue, les Réseaux de neurones, le Raisonnement par Cas, etc.) peuvent être un diagnostic dans ce type de problème.

Les réseaux de neurones (RNAs) sont appliqués dans plusieurs domaines avec succès et ont été aussi utilisés dans des travaux de recherches récents. Il semble donc approprié d'utiliser cette méthode pour modéliser un problème complexe tel que l'estimation du dommage global des constructions. Actuellement, les RNAs sont utilisées dans plusieurs domaines de génie civil tels que des problèmes de régression, la classification et la prédiction des mouvements sismiques.

Les RNAs font partie des modèles statistiques non paramétriques et non linéaires aptes à répondre aux problématiques d'aide à la décision, de diagnostic, de prédiction, etc. L'idée est de présenter au RNAs des données d'entrée et de sortie, et de lui faire apprendre la relation entre les deux par un processus appelé apprentissage. Ce dernier consiste à minimiser l'erreur par ajustement des paramètres du modèle. En alimentant le réseau avec plusieurs exemples et en répétant plusieurs fois, il finit par se stabiliser et converger. Le

réseau construit donc progressivement une représentation implicite de la relation entrée/sortie.

Objectifs et motifs de l'étude

L'objectif de notre étude est le développement d'un outil d'aide à la décision en utilisant les réseaux de neurones, qui permet aux ingénieurs d'évaluer des dommages post-sismiques des constructions et de fournir des estimations proches à des valeurs réelles pour identifier les paramètres les plus influents pour la réponse structurale résiduelle vis à vis d'un séisme futures. Il s'agissait, en effet, d'inventorier les parties du patrimoine utilisables immédiatement et celles qui nécessitaient des réparations et/ou renforcements, et celles qui étaient devenues irrécupérables.

Ce travail vise deux objectifs principaux qui sont :

- L'étude de l'architecture appropriée, c'est-à-dire le nombre de couches pour les RNAs et les paramètres adéquats constituent une étape importante pour l'efficacité du résultat.
- Après une phase d'apprentissage, les RNAs proposés donneront la possibilité de déterminer les dommages structuraux globaux à partir des dommages observés sur chacune des composantes constitutives de la structure. En fait, il est très difficile pour les inspecteurs d'évaluer avec précision l'intensité du dommage exacte du bâtiment.

Plan de travail

Pour atteindre cet objectif, cette thèse comporte cinq chapitres :

Le premier chapitre explicite le développement des fonctions de la vulnérabilité sismique des bâtiments à partir des méthodes empiriques d'évaluation des dommages, existantes dans la littérature.

Le deuxième chapitre est consacré à l'étape la plus importante dans la conception de notre approche, à savoir : l'analyse de la base des données à partir des fiches d'évaluation des dommages post-sismiques pour l'évaluation du dommage global de la structure.

Le troisième chapitre décrit les principes fondamentaux des réseaux de neurones, leurs fonctions, leurs organisations générales, leurs composants de base, structures, caractéristiques, avantages et limitations.

Le quatrième chapitre présente la modélisation de l'efficacité des RNAs, l'application des modèles de réseau de neurones dans l'estimation des dommages des constructions (architecture, programme, apprentissage, etc.) et la validation de ces modèles. Ainsi, l'effet des facteurs de conception des réseaux (nombre de couches et nombre de neurones cachés) et les modèles mathématiques des RNAs développés sont élaborés.

Le cinquième chapitre est consacré à la comparaison des données de la sortie théorique de l'ensemble des modèles développés par les RNAs avec les résultats expérimentaux des inspecteurs (fiches d'évaluation post-séismiques des dommages). Un programme expérimental a été présenté afin de valider le modèle RNAs élaboré.

À la fin, les principales conclusions dégagées de cette étude, des perspectives et des recommandations pour des futurs travaux sont présentées à la conclusion générale de cette thèse.

CHAPITRE 1

METHODES D'EVALUATION DES DOMMAGES SISMIQUE DES CONSTRUCTIONS - ETAT DE L'ART

1.1. Introduction

L'efficacité d'un plan d'urgence ou de réponse à un séisme vient du fait que les bâtiments puissent être capables de résister à un effondrement en cas de secousse. En ce sens, le risque sismique dans une certaine zone est lié au comportement de nos structures.

En général, le risque sismique se caractérise par sa variation dans le temps et dans l'espace il est en fonction non seulement de la zone de sismicité mais aussi de la densité de la population, du niveau du développement économique et des moyens mis en œuvre pour résister à une crise post-sismique. Naturellement, la catastrophe serait d'autant plus grande que le séisme est plus ou moins proche d'un centre urbain, ou bien que son intensité soit plus ou moins importante, tout comme la densité de la population et le niveau social de la ville. Cela représente donc plusieurs facteurs à considérer.

Les mesures de prévention contre les effets d'un possible désastre sismique doivent être prises en considération de la part des collectivités territoriales ou locales. Ces mesures auraient pour objectif la réduction du risque sismique, et empêcher un impact négatif qu'aurait un tremblement de terre sur le développement économique.

Tous les centres urbains situés dans des zones de sismicité importante sont sujets à de tels risques en cas d'un séisme. La connaissance de ces risques est primordiale à l'heure d'établir un plan d'urgence. C'est pourquoi la vulnérabilité sismique des bâtiments existants joue un rôle important puisque c'est à partir de cette étude que des mesures et un plan d'urgence pourraient être établis. Une étude de la vulnérabilité sismique des bâtiments doit permettre l'évaluation de la vulnérabilité intrinsèque de la résistance des bâtiments mais aussi doit permettre d'estimer l'impact qu'aurait la dégradation de tel ou tel bâtiment si celui-ci fait partie des bâtiments dits stratégiques.

Dans ce qui suit, une synthèse bibliographique est présentée sur les différents paramètres de nocivité qui peuvent être utiles pour l'ingénieur, ainsi qu'un aperçu sur les principes des recherches faites et une revue de l'application des méthodes d'évaluation des dommages sismiques des bâtiments tout en précisant les limites et les contraintes rencontrées pour diminuer l'incertitude et pour avoir une approche plus vigoureuse.

1.2. Principaux paramètres

Un modèle ou une approche d'estimation de dommages est un outil utilisé pour évaluer les pertes potentielles dues à la réalisation d'un risque (naturel ou autre). Pour ce qui est du risque naturel, il existe des modèles concernant les inondations, les tempêtes ou bien le risque sismique. Suite à plusieurs catastrophes naturelles au monde et en particulier l'Algérie, séisme d'El Asnam (Chlef) 1980 et Boumerdès 2003 qui ont occasionné des pertes catastrophiques pour les collectivités territoriales et locales, a permis de reconnaître l'utilité de tels modèles. Ces modèles ont alors connu un développement important [2], [8], [16], [30], [44], [45], [72]. Ils permettent en outre une meilleure quantification des risques et une meilleure connaissance de leur exposition.

Sur la base des développements mathématiques entre les paramètres caractérisant le phénomène naturel lui-même et les informations concernant les éléments exposés (tels que les typologies de bâtiments), les modélisations du risque fournissent ainsi des estimations à priori des dommages potentiels. Comme illustré par la Figure 1.1, le diagramme de fonctionnement des modèles d'estimation des dommages sismiques [13] [14] [15] présente les principaux paramètres intervenant dans ce type de démarches : la définition du risque, la définition des enjeux, le calcul des dommages physiques et le calcul des pertes économiques.

Selon la Figure 1.1 [14], trois types fondamentaux de paramètres interviennent dans le modèle d'estimation de dommages sismiques : les informations relatives au mouvement du sol ; les informations relatives aux enjeux ; et enfin les informations relatives aux algorithmes d'estimation des dommages.

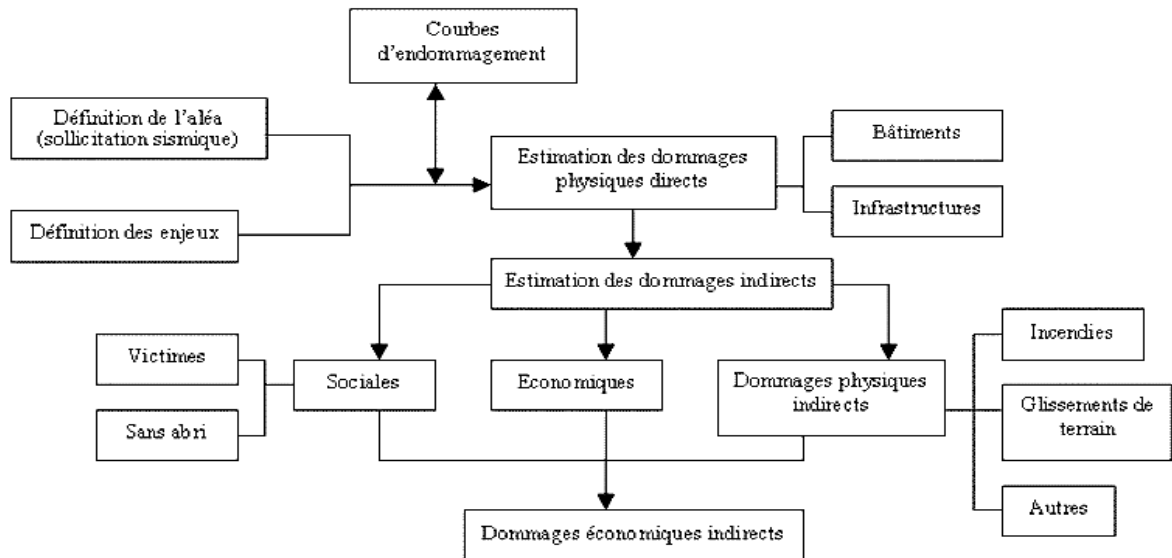


Figure 1.1 : Organigramme d'un modèle d'estimation de dommages sismiques [14].

1.2.1. Les informations relatives au mouvement du sol

Cette catégorie d'informations comprend toutes les données liées à la simulation d'un séisme, incluant un large éventail de paramètres : le type du sol, la topographie, le catalogue des failles existantes, le catalogue des séismes, des données accélérométriques, des spectres de réponse, le zonage réglementaire, des relations d'atténuation, les distances épacentrales probables ou encore les effets de site possibles sont tous requis pour une modélisation fiable de l'action sismique. Ces informations sont utilisées dans le calcul de l'aléa probable du site étudié.

En fonction du niveau de détail, les résultats seront plus ou moins fins. A défaut d'une grande quantité d'informations, des bases de données mondiales peuvent être utilisées pour la définition d'une action sismique probable.

1.2.2. Les informations relatives aux enjeux

Cette catégorie représente une série d'informations relatives à tous types d'enjeux : bâtiments, infrastructures de transport et d'énergie, structures spéciales et informations démographiques. Diverses classes de structures pour chaque type d'enjeux doivent être définies en fonction de leur comportement parasismique afin de quantifier les effets d'un séisme par groupes homogènes d'éléments exposés.

Plusieurs classifications standard de bâtiments d'habitations sont en effet disponibles aujourd'hui [28]. En absence d'inventaires précis des types de bâtiments situés sur la zone d'étude, la date de construction des structures pourrait être un élément important permettant la définition d'une typologie approximative du bâti. Pour ce qui est des infrastructures de transport et d'énergie ainsi que des structures vitales, des classifications sont plus difficiles à réaliser, la seule existante étant celle proposée par le modèle HAZUS 2002 [30].

L'utilisation des bases des données urbaines comme les fiches d'évaluations des dommages post-sismiques en Algérie peut représenter une perspective considérable. Ainsi, la base des données cartographiques du territoire nord Algérien au niveau du bâtiment [10], avec des attributs associés tels que la hauteur, la surface au sol, le nombre d'étages ou encore le nombre d'habitants de chaque bâtiment.

1.2.3. Les informations relatives aux algorithmes d'estimation de dommages

La troisième catégorie d'informations est liée aux modèles mathématiques d'estimation de dommages. Les relations entre la sollicitation sismique et les dommages physiques associés ont été développées depuis peu de temps. Ces relations, dénommées courbes de fragilité ou d'endommagement, ont été élaborées essentiellement sur la base d'extrapolations des données liées aux dommages observés après divers séismes [2], [10], [44], [45].

En ce qui concerne le premier type, le document ATC 13 (1985) [2], [24] propose une première approche des courbes d'endommagement, en fournissant des niveaux d'endommagement pour différents types de constructions, en fonction de l'échelle MMI. Cette méthode est restée pendant longtemps comme la référence standard d'évaluation de la vulnérabilité sismique. Après les séismes de Loma Prieta (1989) et de Northridge (1994), les courbes de fragilité ont été calibrées, et une seconde approche a été développée sous la forme d'un logiciel public d'estimation du risque sismique, HAZUS. Le paramètre d'entrée n'est plus l'intensité macrosismique, mais des caractéristiques directement liées au mouvement du sol, représentées par le spectre de réponse ou bien par le PGA (Peak Ground Acceleration). Ces données sont par conséquent associées à un niveau d'endommagement, défini et décrit pour chaque type d'enjeux analysé.

L'échelle macrosismique européenne, publiée en 1998 [28], propose également d'autres courbes de fragilité, en reliant un niveau d'endommagement à une intensité macrosismique (paramètre toutefois implicite, car l'intensité est elle-même une mesure de l'endommagement, et non de l'action sismique). Un exemple de ces courbes est représenté sur la Figure 1.2. La fiabilité d'un modèle dépend en grande mesure de la précision de ces données.

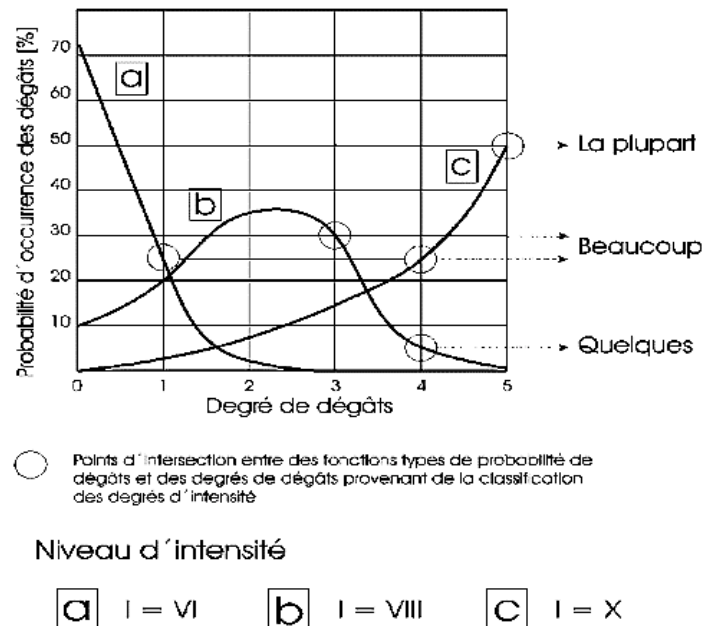


Figure 1.2 : Courbe de fragilités issues de l'EMS 98 [28].

1.3. Limites de l'applicabilité des modèles

Chaque étape du processus d'estimation des dommages présente toutefois des incertitudes relatives à la définition de l'aléa, à la définition des enjeux, à la définition de relations d'endommagement. Concernant la définition de la sollicitation sismique, des incertitudes sont liées aux valeurs estimées de paramètres du sol, aux périodes de retour ainsi qu'aux effets de site. La définition des enjeux comporte également des incertitudes liées à l'absence de fiabilité de données existantes, les inventaires précis des structures étant assez rares. Les courbes d'endommagement, basées essentiellement sur des observations faites suite aux divers séismes, présentent à leur tour des incertitudes liées à leur validité ainsi qu'à leurs paramètres. Les incertitudes du calcul de dommages économiques sont, quant à elles, liées à la diversité des activités humaines affectées par un séisme, ce qui rend difficile les essais de quantification de ces pertes. Le niveau global d'incertitude reste toutefois

mathématiquement calculable, et généralement les résultats d'une approche présentent des estimations a priori des pertes dont l'ordre de grandeur est proche de la réalité [26], [27].

1.4. Etat de l'art sur les principaux modèles d'estimation des dommages

Les méthodes permettant d'évaluer la vulnérabilité sismique, ont été établies selon des observations faites après que le séisme ait eu lieu. De ce fait, la plupart des méthodes ont été publiées dans des pays à forte sismicité (USA, Japon, Turquie, Italie,...).

Ces méthodes se fondent sur l'observation des caractéristiques structurales des bâtiments pour leur attribuer un indice de vulnérabilité. Différents niveaux de précision d'analyse sont généralement prévus, selon les informations disponibles, qui conduisent à une qualité variable de l'estimation de la vulnérabilité. Ces méthodes proposent une relation reliant l'indice de vulnérabilité à une échelle de dommage pour un mouvement sismique donné, un scénario probable ou un séisme historique, par exemple. Les paramètres pertinents, les relations qui leur sont attribuées dans le calcul de la vulnérabilité et les dommages sont déterminés à partir du retour d'expérience réalisé par des experts lors de missions post-sismiques.

Les principaux modèles sont aujourd'hui fournis par le marché international de la modélisation des risques catastrophiques, qui couvrent non seulement le risque sismique, mais tout autre type de risque naturel, proposant des modèles spécifiques par pays. En raison du caractère privé de ces données, les paramètres utilisés restent généralement confidentiels, non communiqués au public, mais il existe également des modèles publics, tels que HAZUS, RADIUS, EMS 98 et RISK-UE ainsi que divers modèles développés et appliqués à un niveau local, sur un site donné. Ces modèles seront présentés sommairement dans la suite du chapitre.

1.4.1. Le modèle HAZUS

1.4.1.1. Présentation générale

HAZUS est une méthode d'estimation de dommages sismiques, présentée sous la forme d'un logiciel interactif public qui utilise un système d'information géographique (SIG) pour introduire les données des aléas et afficher les résultats en termes de dommages. Développé par le National Institute of Building Science (des USA) en partenariat avec Federal Emergency Management Agency (FEMA) [22], [23], [24]. Réalisée dans sa

première version en 1997 HAZUS (Hazard - United States), l'approche a été revue en 1999. Une équipe pluridisciplinaire, composée d'ingénieurs, géologues, géographes, architectes, économistes et gestionnaires de crise a été réunie pour développer cette méthode. Initialement dédiée uniquement au risque sismique, elle fait aujourd'hui l'objet de développements concernant d'autres risques naturels, comme les inondations et les tempêtes. L'objectif est alors de fournir des courbes de fragilité correspondantes à une typologie de bâtiments, et pour plusieurs niveaux de dommages (voir Figure 1.3).

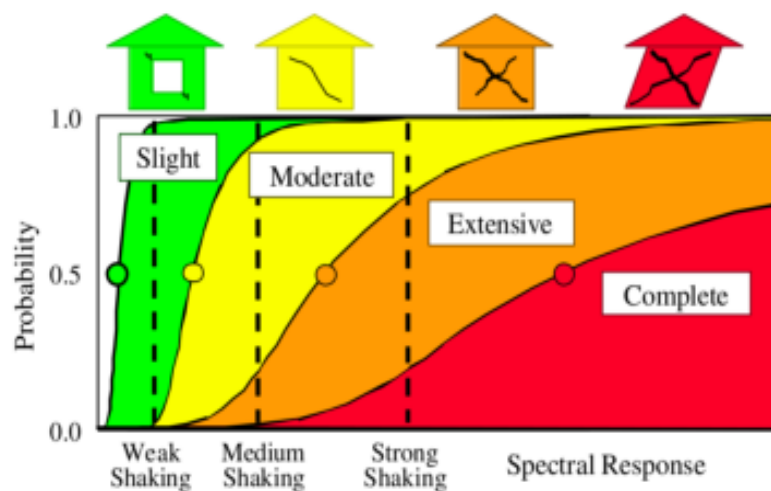


Figure 1.3 : Exemple de courbes de fragilité pour les niveaux de dommage [23].

Le programme est organisé en plusieurs modules interdépendants, permettant l'insertion de nouvelles données complémentaires ou de nouveaux modules de calcul. Ainsi, des améliorations peuvent être apportées notamment dans le cadre d'une application particulière, en fonction de données disponibles. Le caractère modulaire du modèle apporte à l'utilisateur la possibilité de limiter l'analyse à son niveau d'intérêt. L'exploitation du modèle peut être divisée en six parties principales : l'inventaire des enjeux, l'analyse de l'aléa, l'estimation de dommages physiques directs, l'estimation de dommages physiques indirects, pertes économiques directes et indirectes.

Trois types d'analyse peuvent être réalisés avec HAZUS [30], en fonction du niveau de complexité de l'étude. Ainsi, un premier niveau d'analyse, basé sur les données contenues par défaut, fournit des résultats bruts. Un deuxième niveau d'analyse est basé sur des données fournies par l'utilisateur, car des informations complémentaires (notamment liés aux inventaires d'enjeux) sont requises pour un calcul fin. Enfin, un troisième niveau d'analyse avancée est défini à partir de données complémentaires relatives aux inventaires,

aux paramètres techniques des constructions ainsi qu'aux coûts économiques. La distinction entre les trois niveaux d'analyse repose sur la nature des informations dont dispose l'utilisateur.

1.4.1.2. Inventaire des enjeux

Quatre types principaux d'enjeux sont considérés dans cette approche : le bâti courant, les constructions spéciales, les infrastructures de transport et enfin les réseaux d'eau, d'énergie et de communication. Chaque type d'enjeux est à son tour différencié en sous-types suivant plusieurs classes d'enjeux. Ainsi, pour le bâti courant sont définies 36 typologies différentes de constructions, sur la base notamment de leur système structural et de leur hauteur (voir Tableau 1.1). Toutes ces informations sont localisées dans l'espace géographique et intégrées dans le SIG de travail.

Tableau 1.1 : Typologies de bâtiments définies dans la méthodologie HAZUS [30].

No.	Label	Description	Height			
			Range		Typical	
			Name	Stories	Stories	Feet
1	W1	Wood, Light Frame ($\leq 5,000$ sq.ft.)		1-2	1	14
2	W2	Wood, ($\geq 5,000$ sq. ft.)		All	2	24
3	S1L	Steel Moment Frame	Low-Rise	1-3	2	24
4	S1M		Mid-Rise	4-7	5	60
5	S1H		High-Rise	8+	13	156
6	S2L	Steel Braced Frame	Low-Rise	1-3	2	24
7	S2M		Mid-Rise	4-7	5	60
8	S2H		High-Rise	8+	13	156
9	S3	Steel Light Frame		All	1	15
10	S4L	Steel Frame with Cast-in-Place Concrete Shear Walls	Low-Rise	1-3	2	24
11	S4M		Mid-Rise	4-7	5	60
12	S4H		High-Rise	8+	13	156
13	S5L	Steel Frame with Unreinforced Masonry Infill Walls	Low-Rise	1-3	2	24
14	S5M		Mid-Rise	4-7	5	60
15	S5H		High-Rise	8+	13	156
16	C1L	Concrete Moment Frame	Low-Rise	1-3	2	20
17	C1M		Mid-Rise	4-7	5	50
18	C1H		High-Rise	8+	13	120
19	C2L	Concrete Shear Walls	Low-Rise	1-3	2	20
20	C2M		Mid-Rise	4-7	5	50
21	C2H		High-Rise	8+	13	120
22	C3L	Masonry Infill Walls Concrete Frame with Unreinforced	Low-Rise	1-3	2	20
23	C3M		Mid-Rise	4-7	5	50
24	C3H		High-Rise	8+	13	120
25	PC1	Precast Concrete Tilt-Up Walls		All	1	15
26	PC2L	Concrete Shear Walls Precast Concrete Frames with	Low-Rise	1-3	2	20
27	PC2M		Mid-Rise	4-7	5	50
28	PC2H		High-Rise	8+	13	120

29	RM1L	Reinforced Masonry Bearing Walls With Wood or Metal Deck Diaphragms	Low-Rise	1-3	2	20
30	RM1M		Mid-Rise	4+	5	50
					13	120
31	RM2L	With Precast Concrete Diaphragms Reinforced Masonry Bearing Walls	Low-Rise	1-3	2	20
32	RM2M		Mid-Rise	4-7	5	50
33	RM2H		High-Rise	8+	13	120
34	URML	Unreinforced Masonry Bearing Walls	Low-Rise	1-2	1	15
35	URMM		Mid-Rise	3+	3	39
36	MH	Mobile Homes		All	1	12

1.4.1.3. Analyse de l'aléa

Ce module concerne la détermination du mouvement du sol, une analyse du potentiel de liquéfaction, de glissement de terrain et de rupture de faille en surface.

Le mouvement du sol, représenté d'une manière cartographique, est caractérisé par la réponse spectrale, le PGA et le PGV. Il est défini à travers une approche déterministe et probabiliste, l'utilisateur ayant le choix de la méthode. Ce module dispose également d'une option supplémentaire permettant l'utilisation de scénarii de séisme réalisés indépendamment de HAZUS. L'analyse est complétée par l'utilisation des relations d'atténuation ainsi que des possibles amplifications du signal de type du sol.

L'approche déterministe est définie par trois possibilités de calcul. La première est basée sur le choix d'une source sismique à partir d'un inventaire exhaustif de toutes les failles sismiques existantes. Pour chaque faille, on doit disposer des informations telles que son type, la magnitude maximale enregistrée ou estimée, la période de retour pour cette valeur, le déplacement annuel, la largeur de la faille ou encore les coordonnées de ses limites (HAZUS 99 [30]). Une troisième possibilité consiste dans la définition d'un événement sismique arbitraire. L'utilisateur spécifie ainsi la position de l'épicentre, sa profondeur, le type et l'orientation de la faille ainsi que la magnitude souhaitée pour l'analyse

L'approche probabiliste est définie à partir des cartes de zonage sismique développées par l'Institut Géologique des Etats Unis d'Amérique. L'utilisateur dépose également, dans le cadre de l'approche probabiliste, de la possibilité d'introduction dans le calcul d'un spectre défini au choix. Le mouvement du sol ainsi défini (de manière probabiliste ou déterministe) est atténué ensuite par rapport à la distance à l'épicentre, à travers des relations d'atténuation caractéristiques de différentes régions et différents types de sols. La probabilité de liquéfaction est également analysée, en fonction notamment du

type du sol, de la magnitude du séisme, du PGA et de la profondeur de la nappe phréatique. Des calculs concernant la probabilité de mouvement de la faille en surface (latéral ou vertical) et de glissement de terrain sont aussi disponibles.

1.4.1.4. Dommages physiques directs

L'objectif est donc d'estimer le niveau d'endommagement face à une sollicitation sismique donnée, pour un type de bâtiment. L'approche est basée sur la méthode du spectre de capacité, repose sur deux courbes : les courbes de capacité et les courbes d'endommagement. La première catégorie de courbes indique le comportement d'une construction face à n'importe quelle sollicitation de type sismique. Celles-ci décrivent ainsi le niveau de dommage probable dus à l'action sismique imposée. La deuxième catégorie de courbes, celles d'endommagement, indique ensuite la probabilité d'atteindre un niveau donné de dommage.

Cinq niveaux de dommages ont été distingués dans cette méthodologie : D0, pour l'absence de dommages ; D1, pour les dommages légers ; D2, pour les dommages modérés ; D3, pour les dommages importants ; et enfin D4, pour les dommages très importants. Ces niveaux sont présentés en détail pour chaque type de bâtiments. En complément à l'endommagement structurel, des classes d'endommagement non structurel sont également prises en compte, pour différents éléments non structurels, tels que les cloisons ou les équipements électriques [30], [22].

1.4.1.4.1. Courbes de capacité

Les courbes de capacité expriment une relation entre la force imposée au bâtiment par le séisme et le déplacement du bâtiment sous l'effet de cette force. Pour évaluer le comportement global, on procède généralement à partir d'une analyse statique en poussée progressive (Push-over) [10], au cours d'une analyse statique non-linéaire, l'intensité du chargement latéral est augmentée jusqu'à ce que les modes d'endommagement commencent à apparaître. Les résultats conduisent à la valeur de l'effort tranchant à la base, exprimée en fonction du déplacement au sommet (Figure 1.4).

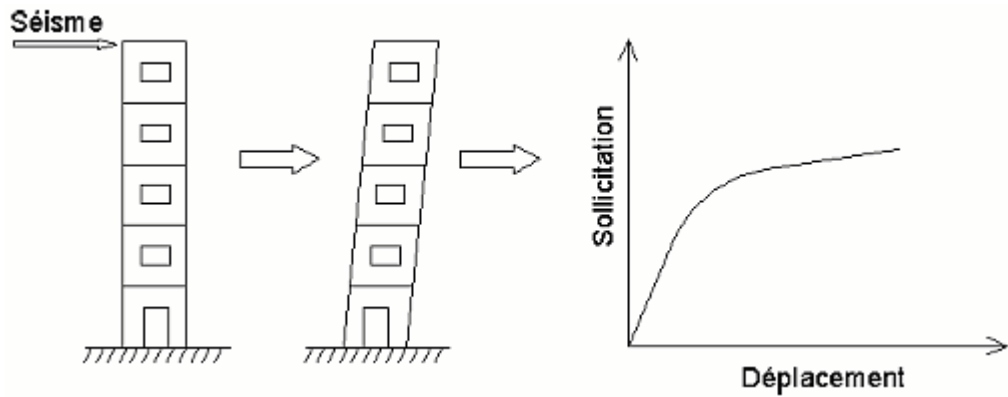


Figure 1.4 : Principe d'élaboration d'une courbe de capacité.

Ces courbes ont été obtenues sur la base des calculs précis réalisés pour un grand nombre de structures, ramenés ensuite à travers des calculs empiriques à des valeurs moyennes par type standard de bâtiment. Nous présentons ces valeurs pour un ensemble de type de bâtiments analysés dans HAZUS [10].

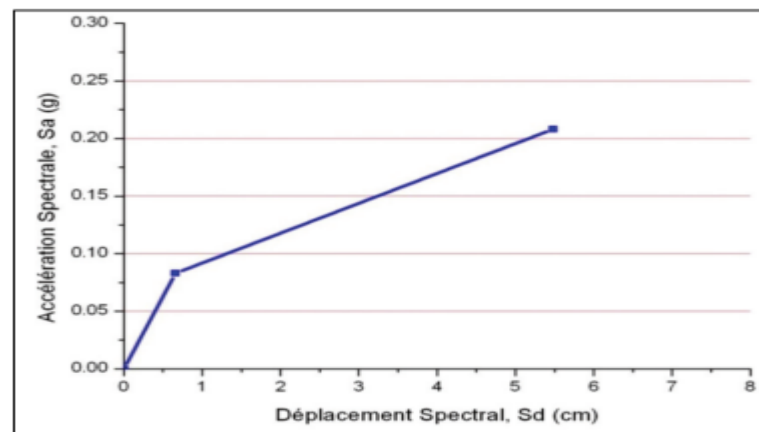


Figure 1.5 : Exemple de courbe de capacité utilisée dans HAZUS [10].

A titre d'exemple, on présente dans la Figure 1.5 la courbe de capacité pour le type de constructions de la typologie RC2-M (Bas-code), correspondant à des bâtiments en cadres en béton armé de plus de 4 étages [10].

La sollicitation sismique peut être basée sur un enregistrement réel d'un séisme, ou sur un spectre générique de réponse. L'accélération du sol est ensuite représentée en fonction du déplacement à travers la transformation standard (HAZUS 99 [30]) :

$$S_d = S_a \times (1/\omega)^2 \quad (1.1)$$

Où :

S_d : le spectre de déplacement ;

S_a : le spectre d'accélération ;

ω : la pulsation.

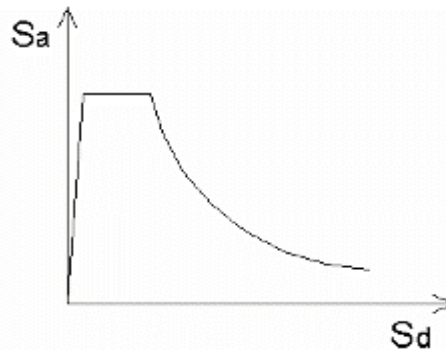


Figure 1.6 : Exemple de sollicitation sismique.

En fonction de la sollicitation sismique (Figure 1.6), nous obtenons le déplacement spectral d'un bâtiment. Le point d'intersection entre ce déplacement et le spectre de capacité donne une estimation de dommage sur la performance de la structure, ce point appelé « point de demande ou de performance » (voir Figure 1.7). Ceci représente le premier pas de la méthodologie d'estimation de dommages.

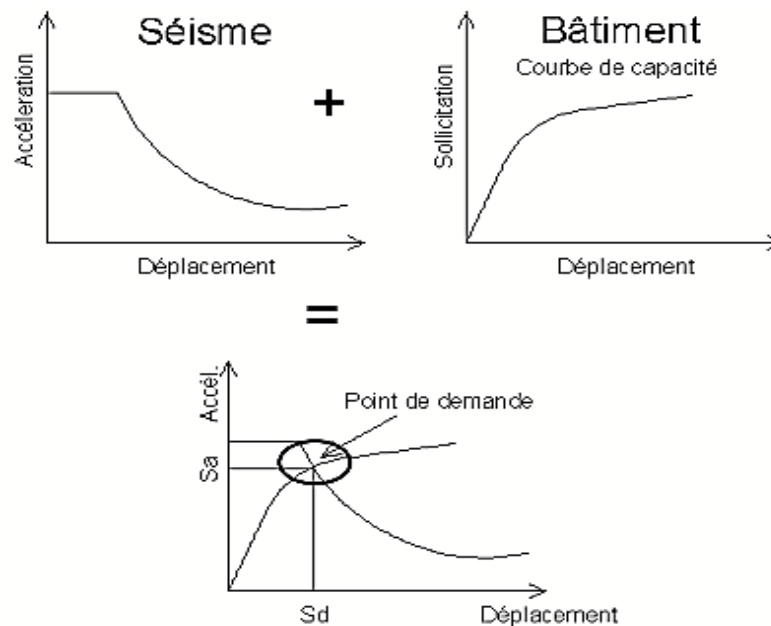


Figure 1.7 : Détermination du déplacement S_d (Point de performance).

1.4.1.4.2. Les courbes d'endommagement (ou fragilité)

Les courbes de fragilité sont des fonctions calculant la probabilité d'atteindre ou de dépasser un certain niveau de dommage, pour une valeur donnée du déplacement correspondant au point de performance (voir Figure 1.8). Ces courbes, définies pour les dommages structurels ainsi que non structurels, ont été mises au point à partir d'extrapolations des données liées aux dommages observés, sur dires d'experts ainsi que sur des tests de laboratoire (ATC 1985 [2], HAZUS 99 [30]).

Chaque courbe de fragilité est définie par une valeur moyenne de l'accélération horizontale maximale du sol PGA (ou de déplacement maximale PGD) calculée par le module PESH (Potential Earth Science Hazards) [30]. L'endommagement est modélisé par la distribution log normale cumulée du déplacement (ou de l'accélération) spectrale. Pour le niveau de dommage (ds) provoqué par un déplacement spectral (S) donné, la probabilité d'endommagement s'exprime à travers la formule suivante :

$$P[ds|S_d] = \Phi \left[\frac{1}{\beta_{ds}} \ln \left(\frac{S_d}{\bar{S}_{d,ds}} \right) \right] \quad (1.2)$$

Où :

S_d représente le déplacement spectral qui est le paramètre de la demande sismique ;

$\bar{S}_{d,ds}$ est la valeur moyenne du déplacement spectral (S_d), pour lequel la structure atteint un certain seuil du niveau de dommage (ds) ;

β_{ds} est le logarithme de l'écart-type du déplacement spectral (S_d), pour un niveau de dommage donné (ds).

Φ est la fonction de répartition de distribution normale standardisée.

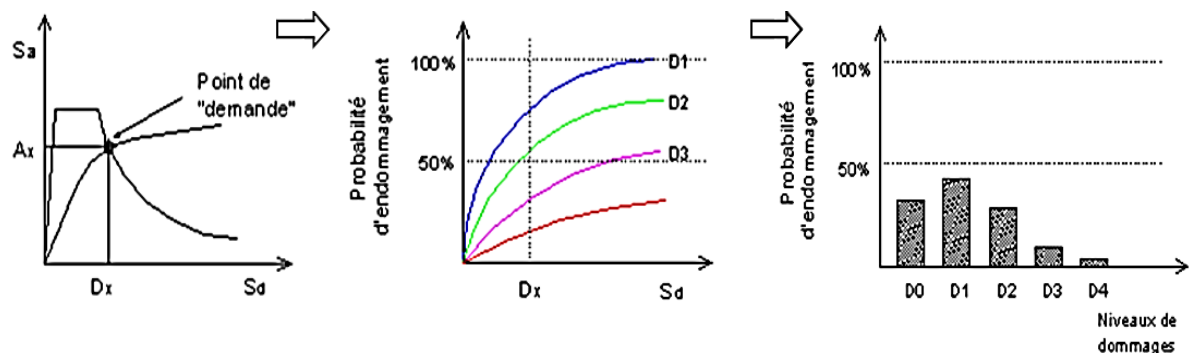


Figure 1.8 : Détermination de la probabilité d'endommagement en fonction du déplacement (S_d).

Les valeurs moyennes du déplacement spectral sont obtenues à partir de l'observation des plages de déplacements associées à chaque niveau de dommage. L'écart type prend notamment en compte les incertitudes liées aux valeurs moyennes du déplacement ainsi qu'à la sollicitation sismique. La Figure 1.9 représente un exemple d'une courbe de fragilité [10], l'axe horizontal représente un paramètre de la réponse sismique (PGA, PGD, déplacement spectral, accélération spectrale etc.), tandis que l'axe vertical représente la probabilité cumulée de dommages atteignant ou dépassant le seuil d'un état de dommages donné.

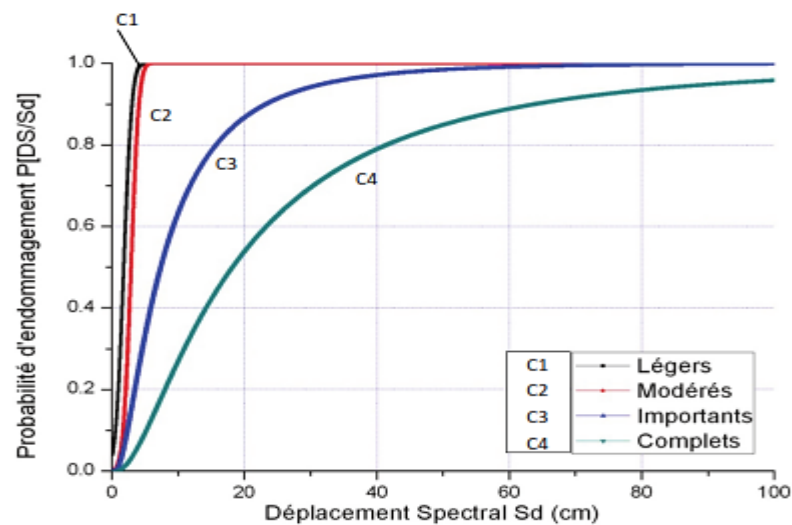


Figure 1.9 : Exemple d'une courbe de fragilité avec quatre niveaux de dommages [10].

Les résultats obtenus directement suite à l'utilisation de ces courbes d'endommagement sont exprimés d'une manière statistique : les bâtiments de type RC2-M auront, par exemple, 57,2 % de probabilité de se trouver dans un état de dommages modérés [10]. Cette forme de résultat est interprétée habituellement sous la forme suivante : 57,2% du total des bâtiments de type RC2-M sont susceptibles de présenter des dommages modérés. Sur la base de ce type de statistiques ainsi que d'inventaires de bâti, on peut produire une quantification des dommages subis après le séisme. Ces résultats sont présentés d'une manière cartographique, ce qui permet à l'utilisateur d'analyser leur répartition géographique.

1.4.2. Le modèle RADIUS

Le modèle RADIUS (Risk Assessment Tools for Diagnosis of Urban Areas Against Seismic Disaster) a été lancé en 1996 par les Nations Unies [58], afin de contribuer à la réduction du risque sismique en zone urbaine, particulièrement dans les pays en

développement. Il visait la mise au point d'outils simples et compatibles avec des budgets modérés, pour l'évaluation du risque sismique sur des grandes villes exposées à un aléa sismique élevé. La méthode a été testée sur 9 villes sélectionnées parmi 74 villes membres de l'opération : Addis Abeba (Ethiopie), Antofogasta (Chili), Bandung (Indonésie), Guayaquil (Equateur), Izmir (Turquie), Skopje (Macédoine), Tashkent (Ouzbékistan), Tijuana (Mexique) et Zigong (Chine) [59].

L'estimation de dommages a été réalisée au moyen des courbes de fragilité basées sur ATC (1985), et les résultats, donnés sous la forme d'un zonage des intensités sismiques probables, ont été intégrés dans le SIG de travail. Les résultats ont permis l'élaboration des plans de gestion de crise et, sur un objectif à long terme, à améliorer la prévention et la préparation face au risque sismique.

1.4.2.1. Principe du modèle d'estimation de dommages

Le modèle RADIUS est un outil indépendant, applicable à n'importe quelle ville. Réalisée sous l'interface Excel, qui peut facilement interférer avec un système d'information géographique (SIG), d'une manière simplifiée, la distribution des enjeux dans une ville, des types de sols et des estimations de dommages obtenues.

Les données de base sont, comme pour tous les modèles de ce type, les scénarii de séismes, les conditions locales du sol, l'inventaire des enjeux ainsi que les courbes d'endommagement. Le schéma ci-dessous présente l'organisation générale du modèle :

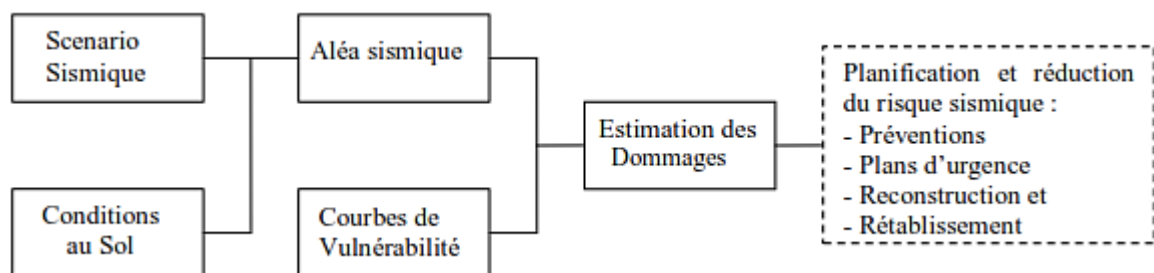


Figure 1.10 : Schéma conceptuel du modèle RADIUS [59].

La définition du scénario sismique est basée sur deux options, la première est constituée par le choix d'un séisme majeur déjà survenu ou une deuxième option par la définition d'un séisme aléatoire, à travers des paramètres tels que la magnitude, la profondeur du foyer, la distance épacentrale et la loi d'atténuation. Les conditions du sol sont

importantes dans le processus d'estimation des dommages sismiques, le modèle dispose de 4 catégories de sols afin de tenir en compte notamment des effets d'amplification sismique :

- La première catégorie est représentée par les *roches dures*, qui correspond à des roches volcaniques (telles que le basalte ou le granit), ou à des roches sédimentaires. Le coefficient d'amplification est de 0,55, mais l'utilisateur garde toutefois la possibilité de le modifier, comme pour le reste des coefficients.
- La deuxième catégorie est formée par les *roches légères*, qui correspondent à des conglomérats ou à des sables tertiaires, avec un facteur d'amplification de 0,7.
- La troisième catégorie, les *sols moyens*, correspond à des sols alluviaux rigides, avec un facteur d'amplification de 1.
- Enfin, la quatrième catégorie, les *sols mous*, correspond à des sols alluviaux légers, et est associée à un facteur d'amplification de 1,3.

1.4.2.2. Commentaire et remarques

L'outil de modélisation de dommages développé par RADIUS représente une approche intéressante et simplifiée d'estimation du risque. Il permet l'analyse des scénarios de séismes en milieu urbain. De plus, le système d'affichage offre la possibilité d'une analyse spatiale simplifiée. Mais des aspects négatifs que l'on peut relever de cette méthodologie comme les courbes de fragilité qui sont présentées sur la base de l'échelle MMI, les pourcentages d'endommagement qui sont calculés suite à des courbes qui ne sont pas traduits en niveaux d'endommagement, et en plus on ne dispose pas d'informations concernant l'estimation du nombre des victimes.

Le modèle RADIUS représente toutefois, un modèle simplifié d'estimation des dommages, il serait très intéressant d'envisager une future application à d'autres zones urbaines situées dans des zones à activité sismique importante, en même temps qu'une amélioration de la méthodologie d'estimation de dommages, qui pourrait rendre l'analyse plus riche.

1.4.3. Modèle EMS-98

L'échelle Macrosismique Européenne 1998 [28] est un modèle qui reste sommaire dans son fonctionnement et dans la précision de ses prédictions, notamment pour la qualité

de ses échelles qui sont basées sur l'observation de la vulnérabilité lors de séismes passés et sur le jugement d'experts. Des premières échelles de dommages mises au point dès les années 1930 et 1960, Mercalli Modifiée MM (ou MMI) [74] et MSK [47].

1.4.3.1. Typologie EMS-98 (classes de vulnérabilité)

On distingue 15 types de structures auxquelles on assigne la classe de vulnérabilité la plus probable parmi un total de six classes allant de A (très vulnérable) à F (peu vulnérable) comme le montre le Tableau 1.2. Les typologies référencées sont établies pour le contexte européen, et s'avèrent bien adaptées au bâti Algérien dans le cas des structures en béton armé et en maçonnerie.

Tableau 1.2 : Typologie EMS-98 et classes de vulnérabilité [28].

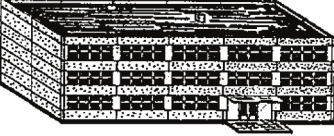




○ Classe de vulnérabilité — Gamme de probabilité - - - - Gamme la moins probable, cas exceptionnel

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

1.4.3.2. Niveaux de dommage EMS-98

Le modèle EMS 98 fut le premier à mettre en relation une définition du niveau de dommage appuyée sur des schémas et photos des constructions, apportant ainsi une aide importante au diagnostic. Cinq degrés de dommages sont proposés dans le modèle EMS 98, le référencement présenté dans le Tableau 1.3 correspond à celui des structures en béton armé.

Tableau 1.3 : Définition de l'échelle de dommage EMS 98 (Structure en béton armé).

Domage EMS-98	Définition structurelle EMS-98
D1 : Légers 	[aucun dégât structural, légers dégâts non structuraux] -Fissures fines dans le plâtre sur les parties de l'ossature ou sur les murs à la base. -Fissures fines dans les cloisons et les remplissages.
D2 : Modérés 	[dégâts structuraux légers, dégâts non structuraux modérés] -Fissures dans les structures de types portiques (poteaux et poutres) et dans structures avec murs. -Fissures dans les cloisons et les murs de remplissage, chute des revêtements friables et du plâtre. -Chute du mortier aux jonctions entre les panneaux des murs.
D3 : Importants 	[dégâts structuraux modérés, dégâts non structuraux importants] -Fissures dans les poteaux et dans les nœuds à la base de l'ossature et aux extrémités des linteaux des murs avec des ouvertures. -Écaillage du revêtement de béton, flambement des barres d'armature longitudinale. -Fissures importantes dans les cloisons et les murs de remplissage. - défaillance de certains panneaux de remplissage.
D4 : Très Importants 	[dégâts structuraux importants, dégâts non structuraux très importants] -Fissures importantes dans les éléments structuraux avec défaillance en compression du béton et rupture des barres à haute adhérence. - Perte de l'adhérence barres-béton ; basculement des poteaux. -Écroulement de quelques poteaux ou d'un étage supérieur.
D5 : Destruction 	[dégâts structuraux très importants] -Effondrement total du rez-de-chaussée ou de parties de bâtiments.

1.4.3.3. Intensité sismique et niveaux de dommage

L'échelle EMS-98 propose 12 niveaux d'intensité, évaluée à partir des dommages observés par retour d'expérience. Une corrélation entre l'intensité sismique et l'endommagement des bâtiments est faite. L'EMS-98 utilise la définition de son échelle d'intensité avec une correspondance en terme de ressenti humain. Le Tableau 1.4 représente un exemple sur l'intensité niveau VII et VIII dégâts :

Tableau 1.4 : Définition de l'échelle d'intensité (Niveau VII et VIII) EMS-98.

Intensité	Description phénoménologique et structurelle EMS-98
VII Dégâts	La plupart des personnes sont effrayées et se précipitent dehors. Les meubles se déplacent et beaucoup d'objets tombent des étagères. De nombreuses maisons ordinaires bien construites subissent des dégâts modérés : petites fissures dans les murs, chutes de plâtres, chute de parties de cheminées,...
VIII Dégâts importants	De nombreuses personnes éprouvent des difficultés à rester debout. Beaucoup de maisons ont de larges fissures dans les murs. Quelques bâtiments ordinaires bien construits présentent des défaillances sérieuses des murs, tandis que des structures anciennes peu solides peuvent s'écrouler.

1.4.3.4. Détermination du niveau de dommage

Le niveau d'intensité et la classe de vulnérabilité sont utilisés comme données d'entrée dans les Matrices de probabilité de dommage (MPD) pour évaluer la proportion des structures concernées par chaque niveau de dommage (voir Figure 1.3).

1.4.4. Le modèle RISK-UE

Le projet européen Risk-UE a été lancé en 1999, avec comme objectif principal l'élaboration d'une méthodologie générale et modulaire d'analyse du risque sismique, considérant l'ensemble des caractéristiques urbaines spécifiques à l'Europe [64]. Sept villes ont été considérées pour l'application de cette méthodologie : Nice (France), Barcelone (Espagne), Catania (Italie), Sofia (Bulgarie), Bucarest (Roumanie), Thessalonique (Grèce) et Bitola (Macédoine).

RISK-UE représente une première approche de développement d'un modèle d'estimation de dommages au niveau européen, considérant les caractéristiques sismiques et les enjeux spécifiques à ce contexte. Les objectifs proposés sont exceptionnels, permettant

une analyse plus fine du risque et de la vulnérabilité suivant une méthode commune pour tous les pays participant au projet. Par sa complexité, il représente (du point de vue théorique) une première alternative méthodologique au modèle HAZUS.

Ce projet comporte deux niveaux d'études :

- Niveau 1 nommé (LM1), qui repose sur une analyse dite « macrosismique », basée sur des retours d'expérience post-sismique ;
- Niveau 2 nommé (LM2), qui est basé sur une analyse mécanique du comportement d'une structure face à une réponse sismique sous forme d'un spectre d'accélération.

Nous allons présenter ici uniquement son organisation et les objectifs proposés :

1.4.4.1. Méthode RISK-UE (LM1) Niveau 1

Le projet RISK-UE avait pour objectif de traiter de la vulnérabilité sismique de sept grandes villes Européennes dans le but de produire une typologie commune de structure plus détaillée que celle de l'EMS-98. Les définitions de l'intensité sismique et des niveaux de dommages correspondent à celles de l'EMS-98.

1.4.4.1.1. Typologie RISK-UE (LM1)

Le projet RISK-UE propose une matrice des typologies des bâtiments (BTM-Building Typologie Matrix) qui tiennent compte des caractéristiques des structures des bâtis les plus courantes existantes dans les pays participant à ce projet. Il comporte 23 principales classes de bâti et leurs indices de vulnérabilité le plus probable "*IV*" représentés dans le Tableau 1.5. L'intervalle de confiance lié à cet indice est apporté par deux valeurs définissant les bornes probables de cet indice (IV^- et IV^+) ainsi que deux bornes maximales.

Tableau 1.5 : Typologie des bâtiments RISK-UE (LM1) et Indices de Vulnérabilité (*IV*).

Typologie RISK-UE			Valeurs représentatives de IV				
			IV ^{min}	IV ⁻	IV	IV ⁺	IV ^{max}
Maçonnerie	M1	Murs porteurs en maçonnerie de pierres					
	M1.1	Moellons	0.620	0.810	0.873	0.980	1.020
	M1.2	Pierres appareillées	0.460	0.650	0.740	0.830	1.020
	M1.3	Pierre de taille	0.300	0.490	0.616	0.793	0.860
	M2	Adobe	0.620	0.687	0.840	0.980	1.020
	M3	Murs porteurs en maçonnerie non armée					
	M3.1	Plancher bois	0.460	0.650	0.740	0.830	1.020
	M3.2	Voûtes en maçonnerie	0.460	0.650	0.776	0.953	1.020
	M3.3	Planchers avec poutrelles métalliques et maçonnerie	0.460	0.527	0.704	0.830	1.020
	M3.4	Plancher béton armé	0.300	0.490	0.616	0.793	0.860
	M4	Murs porteurs en maçonnerie armée ou confinée	0.140	0.330	0.451	0.633	0.700
	M5	Constructions en maçonnerie renforcées dans leur ensemble	0.300	0.490	0.694	0.953	1.020
Béton armé	RC1	Système poteaux/poutres	-0.020	0.047	0.442	0.800	1.020
	RC2	Murs de refend en béton	-0.020	0.047	0.386	0.670	0.860
	RC3	Système poteaux/poutres avec mur de remplissage en maçonnerie non armée					
	RC3.1	Structures régulières avec remplissage	-0.020	0.007	0.402	0.760	0.980
	RC3.2	Structures irrégulières (système porteur ou remplissages irréguliers ou niveau souple)	0.060	0.127	0.522	0.880	1.020
	RC4	Structure mixte en béton armé (portiques et murs en béton)	-0.020	0.047	0.386	0.670	0.860
	RC5	Murs en béton préfabriqué	0.140	0.207	0.384	0.510	0.700
RC6	Structure en béton préfabriqué avec murs de refend en béton	0.300	0.367	0.544	0.670	0.860	
Acier	S1	Système poteaux/poutres en acier	-0.020	0.047	0.363	0.640	0.860
	S2	Structure en acier contreventée	-0.020	0.047	0.287	0.480	0.700
	S3	Système poteaux/poutres en acier avec mur de remplissage en maçonnerie non armée	0.140	0.330	0.484	0.640	0.860
	S4	Système poteaux/poutres en acier avec mur de refend en béton coulés en place	-0.020	0.047	0.224	0.350	0.540
	S5	Système de composants acier et béton armé	-0.020	0.257	0.402	0.720	1.020
Bois	W	Structure en bois	0.140	0.207	0.447	0.640	0.860

1.4.4.1.2. Evaluation de la vulnérabilité

La méthode RISK-UE (LM1) vise à produire des courbes de vulnérabilité et des courbes de fragilité. Les premières définissent le niveau de dommage pouvant être atteint dans un type de structure en fonction de l'intensité sismique (voir Figure 1.11). Les secondes quant à elle définissent la probabilité d'atteindre les différents niveaux de dommage dans une structure en fonction de l'intensité de la sollicitation (voir Figure 1.12). Les niveaux d'intensité sismique et de dommage sont identiques à ceux de l'EMS-98.

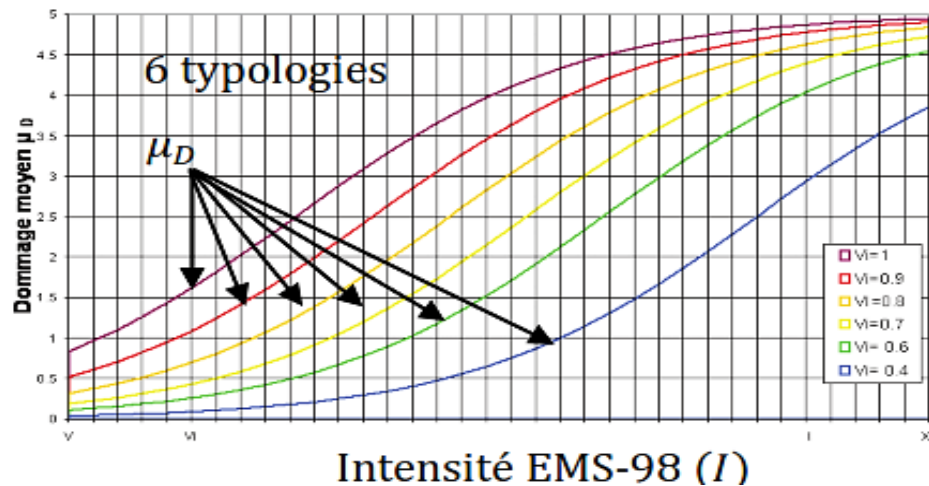


Figure 1.11 : Courbes de vulnérabilité - Dommage moyen (μ_D) par typologie (IV) en fonction de l'intensité EMS-98 (RISK-UE) [64].

L'indice de vulnérabilité (I_V) du bâti étudié et l'intensité sismique retenue (I) sont utilisés pour calculer le taux de dommage moyen (μ_D) attendu dans la structure (voir équation 1.3 et figure 1.11). L'utilisation des valeurs I_V^{inf} et I_V^{sup} (permettant d'introduire une variabilité sur la description du bâti) dans cette même équation permet de définir les bornes supérieures probables de valeur pour I_V .

L'équation utilisée est issue des travaux de l'Université de Gènes en Italie et permet de représenter les courbes de vulnérabilité correspondant à chaque typologie de bâtiment pour la totalité de la méthode EMS-98.

$$\mu_D = 2.5 \left[1 + \tanh \frac{I + 6.25 I_V - 13.1}{2.3} \right] \quad (1.3)$$

Les courbes de fragilités présentées dans RISK-UE permettent de définir un niveau donné de dommage moyen pour chaque niveau d'intensité EMS-98 (voir Figure 1.12) par l'utilisation de loi de distribution "Béta", dont la concordance des paramètres a été validée par des analyses statistiques post-sismiques.

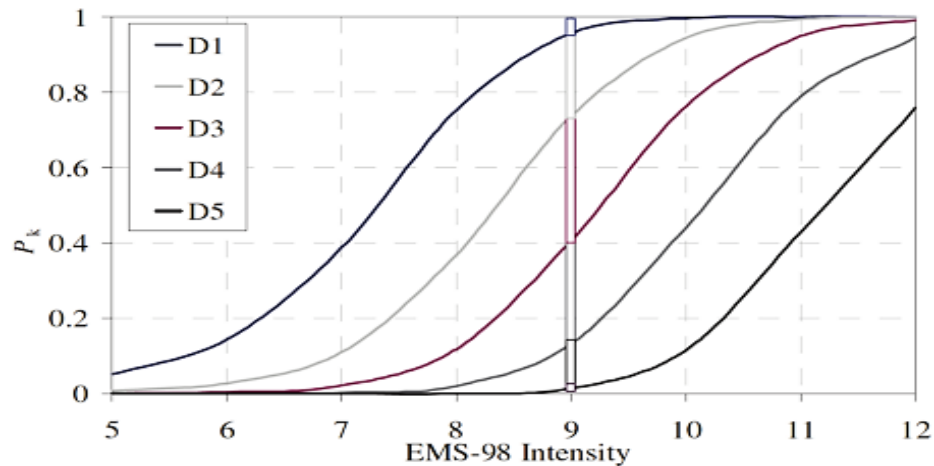


Figure 1.12 : Courbes de fragilité de chaque niveau de dommage (D1,...D5) pour une typologie donnée (I_v) en fonction de l'EMS [64].

1.4.4.2. Méthode RISK-UE (LM2) Niveau 2

Ce type d'analyse dite (LM2) s'appuie essentiellement sur les modélisations numériques de la structure. Une connaissance précise de la structure est donc requise, les plans de construction ainsi que les caractéristiques des matériaux en étant le point de départ. Elle est inspirée dans son développement de la méthodologie HAZUS et des méthodes du spectre de capacité développé dans le rapport ATC-40 [2]. Cette approche définit 05 niveaux de dommages similaires à ceux utilisés dans la méthodologie HAZUS.

1.4.4.3. Commentaire et remarques

Cette méthode prend en compte la plupart des facteurs de vulnérabilité (état de conservation, éléments de contreventement, transparence, nature du sol...) à l'exception des éléments non structuraux, des défauts d'organisation. La vulnérabilité des risques présentés par les équipements intérieurs n'est pas abordée non plus. Ces éléments ont pourtant une influence forte sur la vulnérabilité aux séismes des bâtiments notamment lorsque l'on s'intéresse aux établissements recevant du public et aux bâtiments stratégiques. Enfin, l'ensemble des étapes de la méthode RISK-UE possède un modèle pertinent, ce qui permet de préjuger de la qualité de la méthode.

1.4.5. Modèles à application locale (Cas-Algérie)

En dehors des programmes américains et européens dont nous avons abordés, des études de prise en compte du risque sismique ont été réalisées sur la plupart des grandes

agglomérations urbaines du monde entier, à sismicité modérée ou élevée. Ici nous allons présenter à titre d'exemple l'application, sur l'Algérie et juste après les désastres de Chlef 1980 et Boumèrdes 2003, où nous contentant de mentionner l'existence d'autres études.

1.4.5.1. Méthode probabiliste [44], [45], [46]

Cette méthode est formulée dans un cadre probabiliste, elle traduit les niveaux de dommages en terme de risque probabilité résiduelle de défaillance de valeur allant de 0 (aucun dommage) à 1 (dommage complet). En première version (2006), la méthodologie proposée par les auteurs [46] se basait sur les seuls dommages subis par les composants structuraux principaux : infrastructure, éléments verticaux (voiles poteaux), éléments horizontaux (poutres, dalles) et toiture, à la fin toutes ces données sont combinées ensuite sur le programme Microsoft Access (voir Figure 1.13). Elle a ensuite évolué dans le temps, sur la base des données lors des séismes récents [44], elle tient en compte les dommages subis par les composants des éléments secondaires (éléments non-structuraux), tels que les murs de remplissage, les cloisons de séparation, les escaliers, les balcons et etc. La probabilité de ruine de la structure est la probabilité de défaillance de chaque élément structural et non structural sur la base des combinaisons des évènements (voir Figure 1.14).

The screenshot shows a Microsoft Access form titled 'Fiche d'évaluation des dommages'. It contains various input fields and dropdown menus for recording damage data. Key sections include:

- Identification construction:** Fields for 'Fiche N°', 'Date' (27/07/2004), 'Ingénieurs', 'Code Evaluation', 'Adresse', 'Latitude', and 'Longitude'.
- Usage et description sommaire de la construction:** Fields for 'Usage principal' (Scolaire), 'Nb Niveaux' (0), 'Age (-années)' (0), and 'Type' (Auvent).
- Structure résistante:** A list of structural elements with corresponding damage levels (e.g., 'Poteaux Charges verticales' at 0, 'Mâçonnerie' at 0, 'Toiture inclinée' at 0).
- Éléments de Contreventement:** Fields for 'Mâçonnerie' (0) and 'Cable Béton' (0).
- Éléments secondaires:** Fields for 'Escaliers' (Béton: 2, Métal: 3, Bois: 3), 'Remplissages extérieurs', and 'Autres éléments'.
- Problème de sol autour de la construction:** Checkboxes for 'Faille', 'Liquéfaction', 'Affaissement / Soulèvement', and 'Glissement'.
- Évaluation finale des dommages:** A summary section with 'Niveau Dommage' set to 2 and 'Bilans' for different components (V: C=1, Ch: C=1, T: C=1).

On the right side, a diagram of a building's structural frame is shown. It labels 'T: ROOF' at the top, 'V: COLUMNS' for the vertical supports, 'C: BEAMS' for the horizontal members, and 'I: INFRASTRUCTURE & FOUNDATIONS' at the base. Lines connect these labels to the corresponding data fields in the form, illustrating how the physical structure is mapped to the database records.

Figure 1.13 : Evaluation de la base de données (fiche d'évaluation des dommages) par Microsoft Access [46].

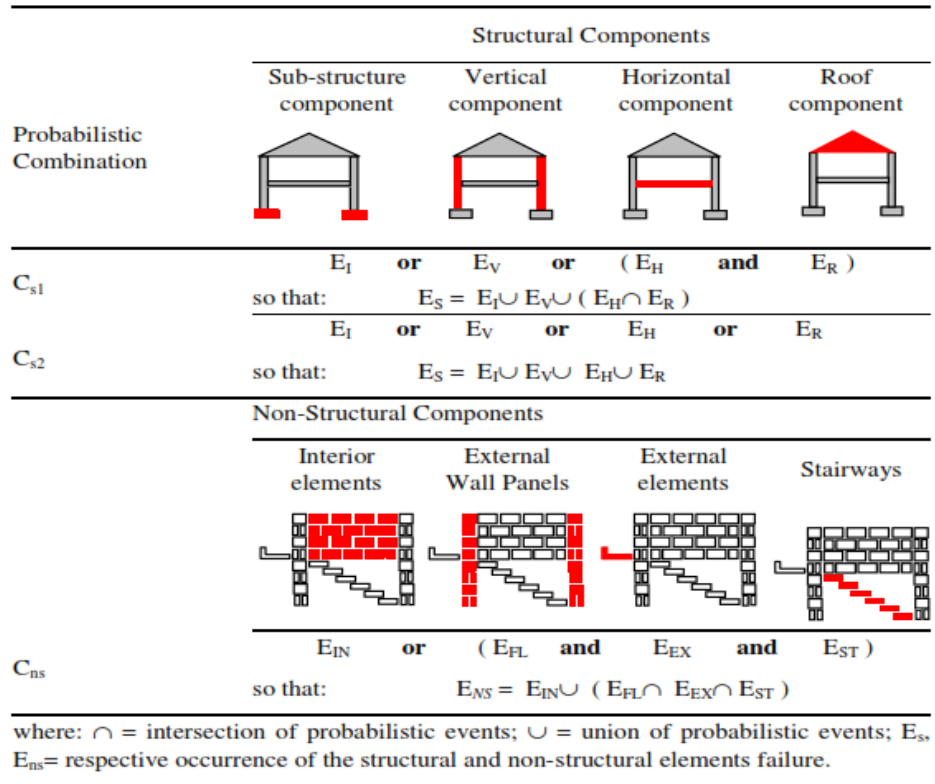


Figure 1.14 : Relation entre la ruine du composant non structural et la ruine de la structure [44].

La catégorie de dommages structuraux, D_c , est définie par :

$$D_c \in \{D_c(1); \dots; D_c(i); \dots; D_c(N_D)\} \quad (1.4)$$

Où : $D_c(i)$ est une de cinq catégories de dommage globale de la structure, qui correspond à un risque de ruine résiduel, P_f .

$$P_f = f(D_c(i)) \text{ avec } \begin{cases} P_f(1) = 0 \text{ comme } D_c(1) = \text{non dommage} \\ P_f(5) = 1 \text{ comme } D_c(5) = \text{dommage complet} \end{cases} \quad (1.5)$$

$f(\cdot)$ est la relation théorique entre la catégorie de dommage et le risque résiduel de ruine. Six relations mathématiques sont proposées (voir Figure 1.15)

La probabilité de ruine du système (P_f), dépend des différentes probabilités de ruine de l'ensemble des (N_c) composants constitutifs :

$$P_f = g(P_s(1), \dots, P_s(k_s), \dots, P_s(N_s), \dots, P_{ns}(1), \dots, P_{ns}(k_{ns}), \dots, P_{ns}(N_{ns})) \quad (1.6)$$

Avec :

- P_f = probabilité de ruine de la structure entière ;
- $P_S(k_s)$ = probabilité de ruine du k_s -ème composant structural, avec $k_s = 1$ à N_s et N_s = nombre total de composant structuraux élémentaires ;
- $P_{ns}(k_{ns})$ = probabilité de ruine du k_{ns} -ème composant non structural avec $k_{ns} = 1$ à N_{ns} et N_{ns} = nombre total de composant non structuraux ou les éléments secondaires ;
- $g(.)$ relation entre P_f et les probabilités élémentaires de ruine P_S et P_{ns} .

Cette relation $g(.)$ dépend de combinaison en systèmes ou sous-systèmes en parallèles et/ou en série.

Le risque de défaillance structural résultant, P_f , est alors déduit des différents risques de défaillance élémentaires (voir Figure 1.16) :

$$P_f = g(P_I, P_V, P_H, P_R, P_{IN}, P_F, P_{EX}, P_S) \quad (1.7)$$

Avec : $P_I = P_S(E_I)$ et E_I : éléments Infrastructure-Fondation ; $P_V = P_S(E_V)$ et E_V : éléments Verticaux ; $P_H = P_S(E_H)$ et E_H : éléments de Contreventement ; $P_R = P_S(E_R)$ et E_{IN} : éléments Plancher terrasse ; $P_{IN} = P_{ns}(E_{IN})$ et E_{IN} : éléments des Eléments Intérieurs ; $P_F = P_{ns}(E_F)$ et E_F : éléments Remplissage extérieur ; $P_{EX} = P_{ns}(E_{EX})$ et E_{EX} : éléments des Eléments extérieurs ; $P_S = P_{ns}(E_S)$ et E_S : éléments Escaliers.

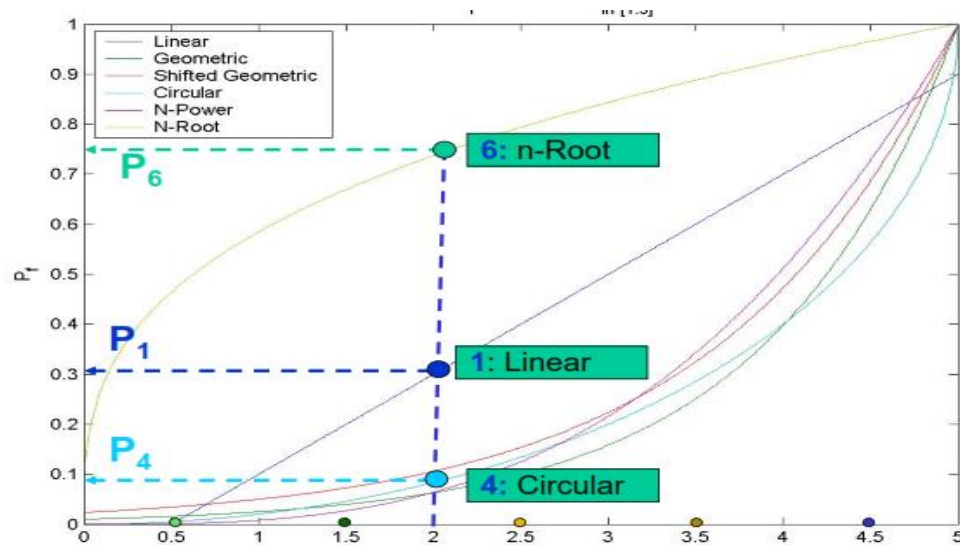


Figure 1.15 : Diverses relations $f(.)$ entre la catégorie de dommage et la probabilité de ruine [44], [46].

Le mécanisme global de défaillance dépend de la combinaison des défaillances de chacun des composants élémentaires, structuraux ou secondaires (voir Figure 1.16). Au risque de ruine global, la méthode associe le niveau de dommage global qui doit être affecté à la structure inspectée. Après le séisme de Boumerdès (Algérie, 2003), 3000 constructions endommagées ont été testées par cette méthode [44], les résultats d'évaluation théorique sont proches des résultats d'expertise.

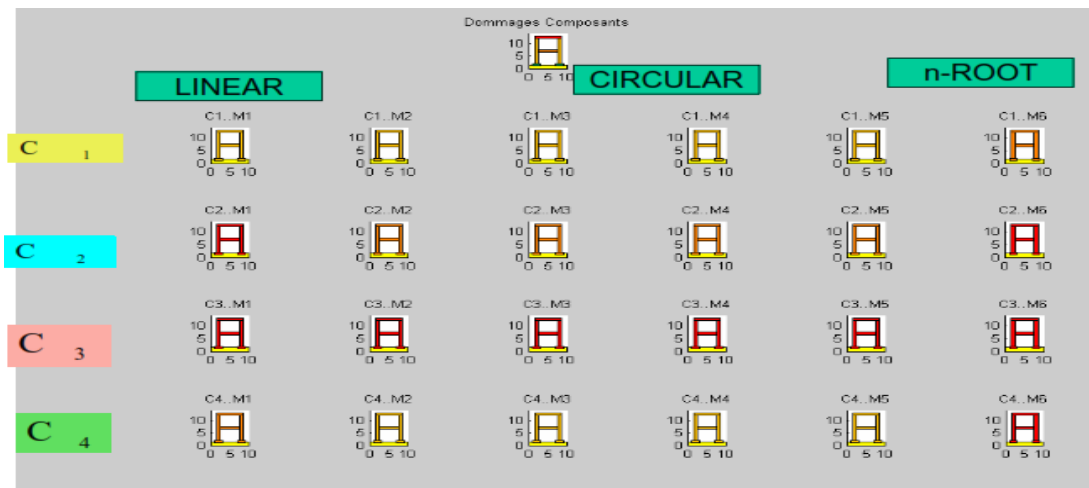


Figure 1.16 : Dommage global de chaque combinaison pour différentes formes de fonctions.

L'ensemble des informations ont été regroupées dans un système d'information géographique (SIG) permettant ainsi la génération des cartes de dommages (voir Figure 1.17).

Ce modèle d'estimation de dommages sismiques élaboré peut aussi bien servir à la réalisation d'une estimation prédictive des dommages sismiques qu'à l'estimation en temps réel des dommages en phase post-sismique. Cette approche a comme objectif de donner une estimation des probabilités des dommages sismiques du bâti dans les zones touchées.

Cette méthodologie probabiliste peut donc être considérée comme un outil objectif et utile dans la prise de décision pendant le processus d'évaluation des dommages post-sismiques (Algérie).

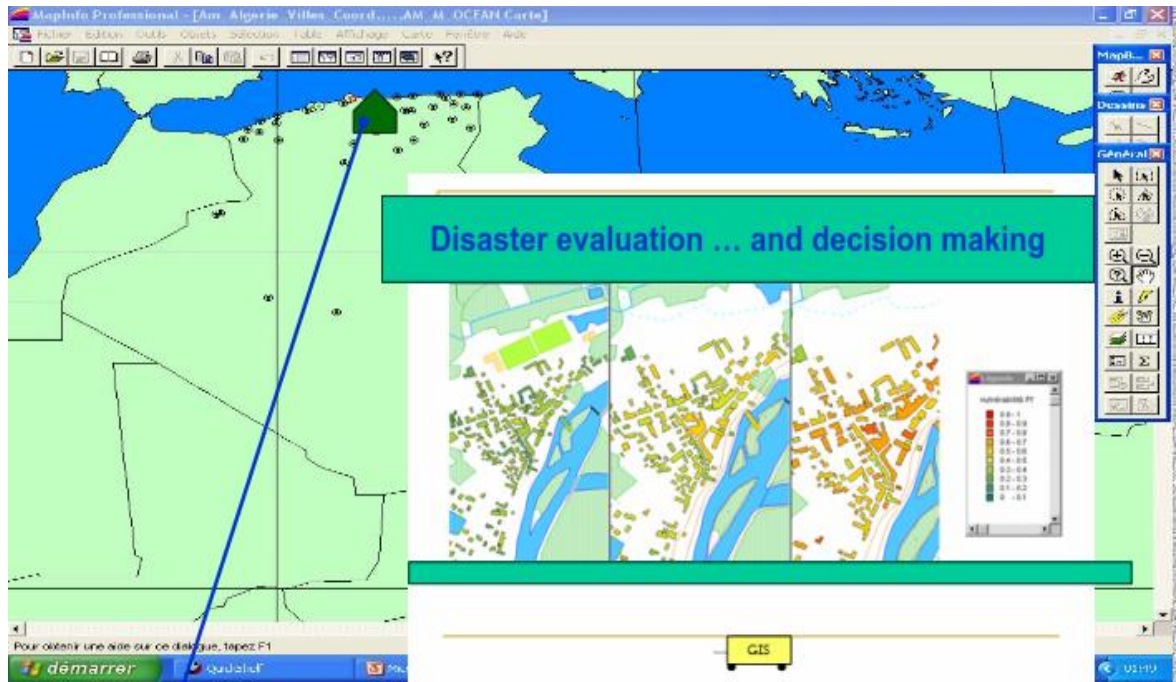


Figure 1.17 : Exemple d'automatisation du bâti sous format SIG [44], [46].

1.4.5.2. Méthodologie d'estimation des dommages en Algérie [10]

En Algérie, l'expérience des séismes passés, tels que ceux de Chlef de 1980 et de Boumerdès de 2003 (Algérie), a montré que la mise en place des moyens d'intervention corrects ne s'est faite qu'après le retour des premiers enquêteurs [10].

Cette méthode est inspirée de l'approche HAZUS (Hazard-United States), elle se base sur des courbes de capacité et de fragilité adaptées aux typologies correspondantes du bâti Algérien. L'ensemble des informations ont été regroupées dans un système d'information géographique (SIG), permettant la génération des cartes de dommages (voir Figure 1.18).

Le modèle d'estimation de dommages sismiques élaboré peut aussi bien servir à la réalisation d'une estimation prédictive des dommages sismiques qu'à l'estimation en temps réel des dommages en phase post-sismique. Cette approche a comme objectif de donner une estimation des probabilités des dommages sismiques du bâti dans les zones touchées.

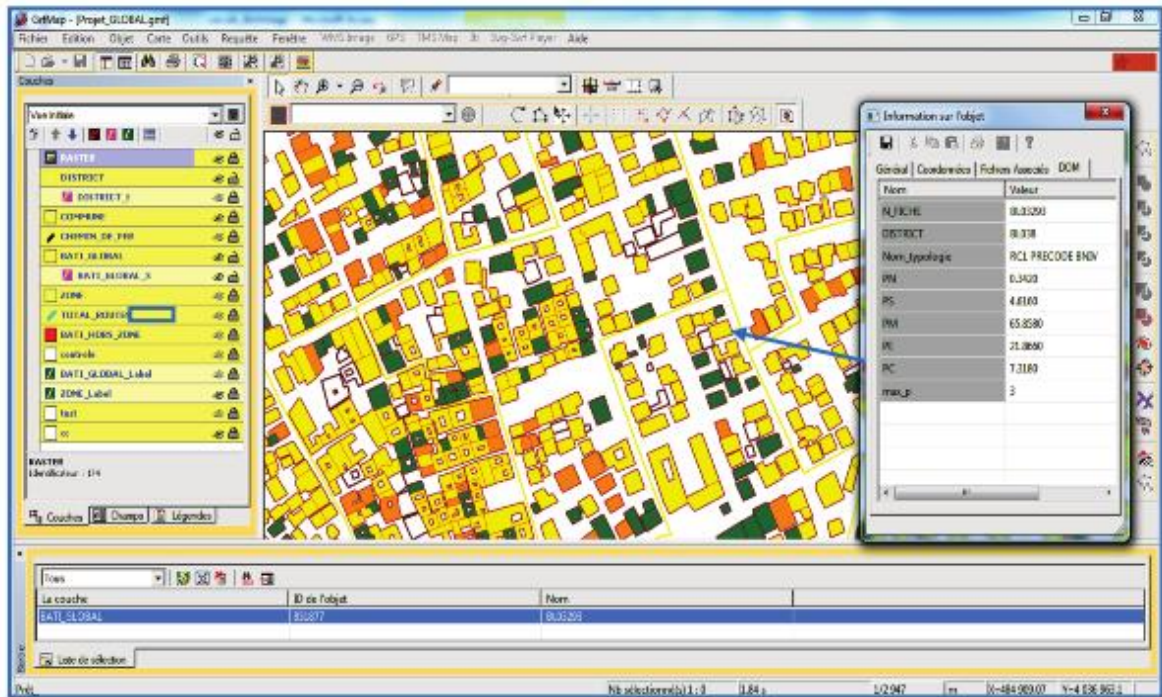


Figure 1.18 : Exemple d'automatisation du bâti sous format SIG [10].

La procédure d'estimation des dommages sismiques de cette approche se base sur la technique du spectre de capacité. Les courbes de capacité et de fragilité des typologies qui y sont développées par cette méthode sur la base du modèle HAZUS, ont été adoptées pour les typologies réputées correspondre au bâti Algérien (voir Figure 1.19).

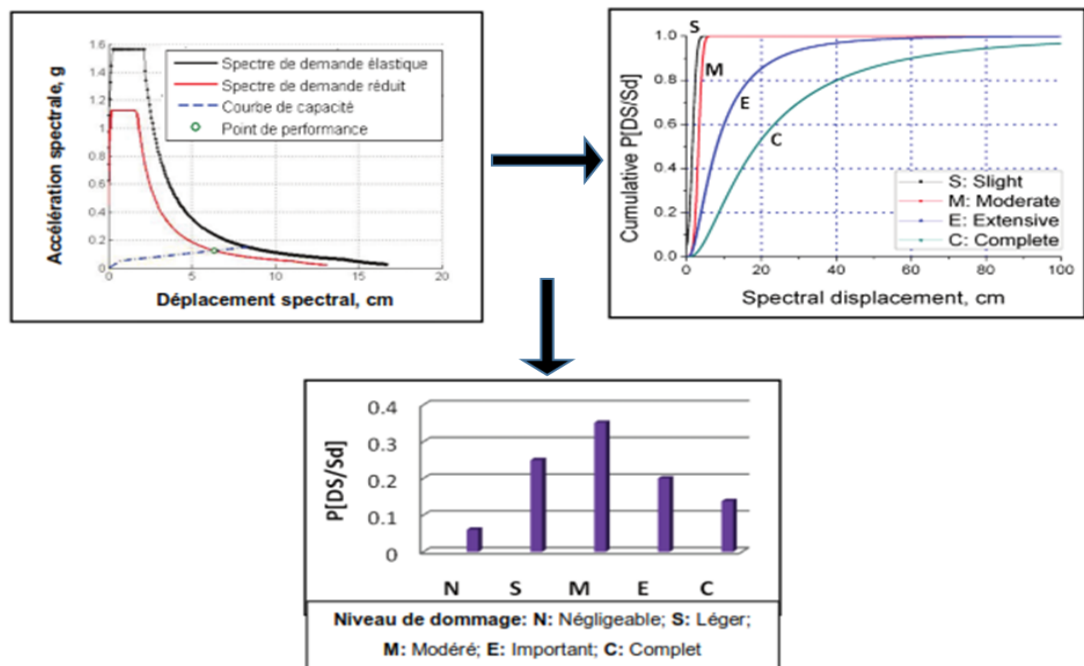


Figure 1.19 : procédure de la proche d'estimation des dommages du bâti Algérien [10].

1.4.5.3. Autres études locales (au niveau mondial)

Il convient également de signaler que plusieurs chercheurs dans le monde entier se sont concentrés sur l'évaluation des dommages aux bâtiments au niveau local, et ont élaboré des procédures afin de :

- Prévoir les dommages attendus pour un scénario sismique donné [8], [16], [54], [72].
- Identifier l'intensité et l'emplacement des dommages dans la structure ainsi que la capacité portante résiduelle [7], [36], [38].
- Calibrer et améliorer les formulaires d'évaluation des dommages post-sismiques existants [19], [33], [40], [61], [75].
- Fournir un traitement automatique des dommages des composants afin de déterminer la catégorie de dommage globale des constructions endommagées [45], [57], [68].

1.5. Conclusions

Comme nous l'avons vu dans ce chapitre, un nombre important de modèles d'estimation de dommages sismiques a pu être réalisé dans les dernières années à travers le monde. Malgré les incertitudes inhérentes, qui varient d'un modèle à l'autre, une évaluation de dommages sismiques permet la connaissance de ce qui se passerait dans le cas d'un tremblement de terre, élément indispensable pour une meilleure prévention et protection face au risque sismique. Leur mise en place permettrait, outre une meilleure connaissance du risque, une préparation adéquate face à une catastrophe possible et surtout une prise de conscience de la société avant l'occurrence de l'événement.

De nombreuses difficultés et conflits peuvent survenir dans certains cas puisque les dégâts estimés dépendent de l'expertise et du jugement de l'inspecteur. Le processus d'inspection devrait effectivement conduire à une identification rigoureuse des dommages globaux des bâtiments. Il est alors difficile de développer des méthodes pertinentes et scientifiquement validées, capables de déduire le dommage global d'une structure causé par les dommages observés sur chaque élément structural et non-structural.

Une telle étude sur le terrain, avec un support électronique adéquat et un traitement automatique, est également en mesure de fournir des cartes SIG synthétiques en temps réel

des dommages qui sont très utiles pour la gestion post-catastrophe par les autorités locales et nationales. Ils peuvent donc prévoir et préparer suffisamment d'abris, définir l'aide financière et le montant des réparations, etc.

Il existe des initiatives en cours qui envisagent justement une adaptation de la typologie du bâti Algérien, tel que les modèles locaux [10] et [44]. Mais il reste toutefois nécessaire de valider et calibrer ce type de données, à travers notamment les missions en retour d'expérience (évaluation des dommages post-sismique).

Dans les chapitres qui suivent, nous allons décrire la mise au point d'une approche d'estimation des dommages sismiques du bâti existant en Algérie, basé sur le système des réseaux des neurones Artificiels (RNAs), afin de montrer l'efficacité de ce modèle dans la réalisation de ce type de développement. Ce modèle sera appliqué ensuite à l'estimation de dommages pour les typologies de constructions Algériennes.

CHAPITRE 2

PROCEDURE OPERATIONNELLE D'EVALUATION DES DOMMAGES SISMIQUES : CAS BATI EXISTANT EN ALGERIE

2.1. Introduction

L'efficacité d'un plan d'urgence ou de réponse à un séisme vient du fait que les bâtiments puissent être capables de résister à un effondrement en cas de secousse. En ce sens, le risque sismique dans une certaine zone est lié au comportement de nos structures. Pouvoir estimer la vulnérabilité du bâti existant, plus particulièrement l'ancien est aujourd'hui un des défis auquel sont confrontés les pouvoirs publics. En effet, la plupart du temps, les plans d'exécution de ces bâtiments n'existent pas ou le maître d'œuvre de l'époque n'exerce plus. En résumé, la connaissance des caractéristiques d'une structure ainsi que son mode de construction sont très incertains.

Pour remédier à cela, il existe des méthodes non destructives qui consistent à prélever des échantillons d'une structure (carottage, etc.) pour ensuite déterminer les propriétés de la structure. Mais l'utilisation de telles méthodes, à l'échelle d'une ville, à l'échelle d'un département, engendre des coûts considérables et endommage ponctuellement chaque structure. Les résultats de telles études sont importants dans la réduction de pertes humaine et matérielle pour des séismes futurs tout en permettant des actions de renforcement de structures existantes et une meilleure gestion de la crise post-sismique.

Les variables concernées par cette étude sont : la localisation des fissures, leur forme, ouverture, proportion, les caractéristiques géométriques (régularité en plan ou en élévation), structurelles (répartition des masse/rigidités) et d'autres, ces variables sont relatives à la construction, telles que le type de matériau, l'état de dégradation, la présence ou pas de chaînage, etc. Vu la nature des facteurs responsables des dommages causés par un séisme, il s'avère très difficile d'évaluer avec précision le dommage global exact de la construction.

2.2. Elaboration des données et inventaire des bâtiments

L'important du séisme de 21 mai 2003, avec 6,8 magnitude qui a frappé principalement la wilaya de Boumerdès (Algérie) et la partie orientale de la wilaya d'Alger

a donné lieu à très hautes conséquences de pertes humaines (plus de 2300 morts et 10 000 blessés, [5] et des dommages très importants à l'environnement et aux constructions (plus de 100.000 habitations ou constructions effondrées ou plus ou moins gravement endommagées). Juste après le grave désastre de Boumerdès 2003, une inspection a été mise en place par le Ministère de l'Habitat et de l'Urbanisme Algérien (M.H.U) pour l'évaluation des dommages de chaque structure (habitats, hôpitaux, écoles,...etc.) le plus vite possible, pour reloger le plus grand nombre de sinistrés dans des conditions de sécurité suffisantes, d'assurer une année scolaire normale et de dresser un bilan des destruction, cette inspection est formé par plusieurs ingénieurs expert: CTC, CGS, CNERIB etc.

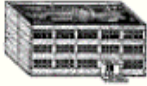
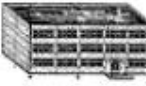


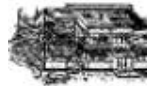
Le processus d'évaluation des dommages des constructions a été élaboré par un groupe scientifique et technique composé principalement d'Ingénieurs de l'Organisme de Contrôle Technique de la Construction (CTC), qui sont guidés par une fiche technique d'expertise (voir figure 1).

Cette fiche post-sismique est utilisée depuis le séisme de Chlef de 1980. Elle regroupe les informations de chaque construction expertisée à partir de l'inspection visuelle des éléments structuraux (fondations, poutres, poteaux, murs, planchers, etc.) ainsi que les éléments non structuraux (escaliers, cloisons, balcons, cheminées, etc.). Cela, permet de consigner l'état de dommages correspondant à chaque construction expertisée (voir Tableau 2.1).

Selon les dégâts globaux, chaque structure est ensuite marquée d'un code de couleur spécifique, proche à Echelle Macrosismique Européenne EMS 98 [3], [28], de sorte que :

- Le bâtiment peut toujours rester en service si les dégâts globaux correspondent à de légers dégâts de catégorie 1 ou 2, aux marques (codes) claire ou "Vert" foncé. Cependant, il peut avoir besoin de réparations légères par la suite.
- Le bâtiment doit être évacué si les dommages globaux correspondent à des dégâts importants : catégorie 3 ou 4, codes "Orange" clair ou foncé. Il devra être renforcé et réparé avant de le remettre en service.
- La structure doit être démolie pour une catégorie de dommage global 5, c'est-à-dire un code "Rouge".

Tableau 2.1 : Catégories du dommage global du bâtiment [28].

Bâtiments					
Damage globale observé (D_{ex})	1	2	3	4	5
Code de couleur	Vert clair	Vert foncé	Orange clair	Orange foncé	Rouge

À la suite d'un tremblement de terre, des inspecteurs et des techniciens qualifiés expertisent les bâtiments endommagés afin d'établir par inspection visuelle et rapide leur dommage global de la structure. A cet effet, ils remplissent un formulaire d'évaluation des dommages post-sismiques détaillé, après avoir identifié les dommages de divers composants structuraux et non-structuraux, et noter à la fin le dégât global du bâtiment (voir Figure 2.1).

A chaque niveau de dommage global de la structure, une couleur spécifique est utilisée (voir Tableau 2.1), afin que les services de sécurité et les techniciens sachent qu'ils peuvent toujours avoir accès au bâtiment (en cas de dommages légers) ou si l'accès n'est pas autorisé (en cas de dommages importants).

DAMAGE EVALUATION FORM			
EARTHQUAKE BOUMERDES (ALGERIA), MAY 21, 2003 (M _w = 6.8)			
Inspectors Code:			
Date:			
IDENTIFICATION DE LA CONSTRUCTION			
Sector:	Zone:	Structure Designed for:	
Address or Means of identification:		Earthquake Resistance:	Yes - No
		Inspected Construction:	Yes - No
STRUCTURE USE (*)			
Residential	School	Commercial	
Administrative	Hospital	Industrial	
Socio-cultural	Recreation	Water Reservoir	
Others (describe):			
SUMMARY DESCRIPTION			
Approximate Age:	Sanitary Craw Space:		Yes - No (*)
Number of Stories:	Basement:		Yes - No (*)
Number of Separation joints	Exterior Independent Elements:		
- In elevation:	(Stairways, Shed, Covered Walkways)		
- In substructure:		
SOIL PROBLEMS AROUND STRUCTURE (*)			
Faulting:	Yes - No	- Subsidence - Uplift:	Yes - No
Liquefaction:	Yes - No	- Landslide:	Yes - No
S			
FOUNDATION – SUB-STRUCTURE (*)			
<u>Foundations:</u>		<u>Sub-Structure</u> (for the case of sanitary craw space or Basement)	
- Type of foundation:		- continuous concrete wall:	
- Type of damage:		- concrete columns with infill:	
• settlement:	Yes - No	I	1-2-3-4-5
• sliding:	Yes - No		1-2-3-4-5
• overturning:	Yes - No		
S			
STRUCTURAL SYSTEM (*)			
<u>Vertical Load Carrying Elements</u> (vertical loads)		<u>Lateral Load Resisting Elements</u>	
- Masonry walls:	1-2-3-4-5	- Masonry walls:	1-2-3-4-5
- Concrete walls:	1-2-3-4-5	- Concrete walls:	1-2-3-4-5
- Concrete columns:	1-2-3-4-5	- Reinforced concrete frames:	1-2-3-4-5
- Steel columns:	1-2-3-4-5	- Steel frames:	1-2-3-4-5
- Wood columns:	1-2-3-4-5	- Cross-braced frames:	1-2-3-4-5
- Others:	1-2-3-4-5	- Others:	1-2-3-4-5
V		H	
<u>Floors – Flat Roof</u>		<u>Sloped Roof</u>	
- Reinforced concrete:	1-2-3-4-5	- Steel truss:	1-2-3-4-5
- Steel joints:	1-2-3-4-5	- Wood truss:	1-2-3-4-5
- Wooden joints:	1-2-3-4-5	- Tile roof:	1-2-3-4-5
R		- Asbestos cement sheet roof:	1-2-3-4-5
		- Corrugated metal roof:	1-2-3-4-5
(*) Circle the appropriate description, in the case of numbers: one or more numbers can be circled.			

(a)

SECONDARY ELEMENTS			
<u>Stairways</u>		<u>Exterior Wall Panels</u>	
- concrete:	1-2-3-4-5	- masonry:	
- metal:	1-2-3-4-5	- precast concrete:	
- wood:	1-2-3-4-5	- corrugated metal:	
		- others:	
E_{ST}		E_{FL}	
<u>Other Interior Elements</u>		<u>Exterior Elements</u>	
- ceilings :	1-2-3-4-5	- balconies :	1-2-3-4-5
- partitions :	1-2-3-4-5	- railings :	1-2-3-4-5
- glass :	1-2-3-4-5	- overhang:	1-2-3-4-5
		- parapets:	1-2-3-4-5
		- chimneys:	1-2-3-4-5
		- others:	1-2-3-4-5
E_{IN}		E_{EX}	
INFLUENCE OF ADJACENT STRUCTURES (*)			
The structure endangers another structure:	Yes - No		
The structure endangered by another structure:	Yes - No		
The structure may be a support for another structure:	Yes - No		
The structure may be supported by another structure:	Yes - No		
VICTIMS (*)			
Yes - No - Maybe	if yes how many?		
COMMENTS CONCERNING THE NATURE AND PROBABLE CAUSE OF DAMAGE			
	<u>Transverse Direction (*)</u>	<u>Longitudinal Direction (*)</u>	
- Plan Symmetry	Good - average - poor	Good - average - poor	
- Elevation regularity	Good - average - poor	Good - average - poor	
- Redundancy of bracing element	Good - average - poor	Good - average - poor	
	F		
OTHER COMMENTS			
FINAL EVALUATION (*)			
<u>General Level of Damage (D_o)</u>	<u>Color to be Assigned</u>		
1 - 2 - 3 - 4 - 5	GREEN ORANGE RED		
FINAL EVALUATION (*)			

(b)

Figure 2.1 : Fiche d'évaluation des dommages post-sismiques (inspection visuelle) : partie (a) et (b)

2.3. Le séisme de Boumerdès, 21 Mai 2003

La présente étude consiste à évaluer les dommages sismiques du bâti de la ville de Boumerdès, qui a été fortement touchée par le séisme du 21 Mai 2003, de magnitude $M_w = 6.8$ [8]. Les villes de Zemmouri et de Boumerdès furent celles qui subirent le plus de dégâts, mais d'autres villes, comme Thénia ou Dellys, dans un rayon de 50 km autour de Boumerdès, subirent également des dégâts importants [37].

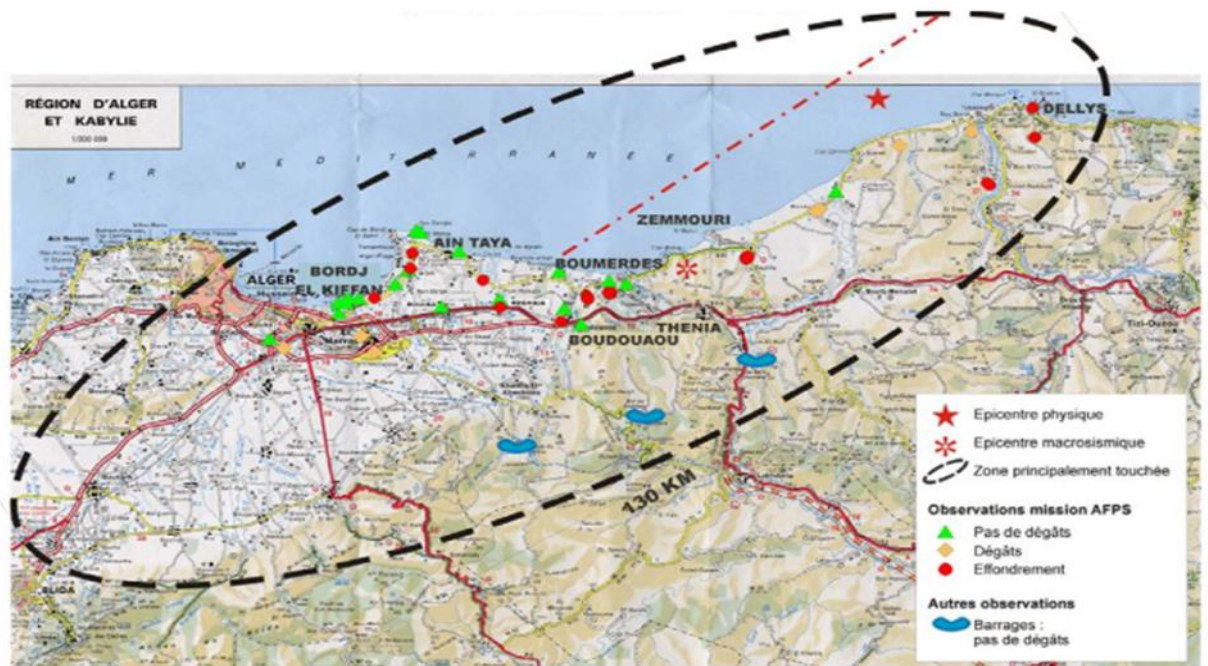


Figure 2.2 : Séisme du 21 mai 2003 Mw= 6.8 Alger-Boumerdès-Dallys [70]

L'accélération maximum du sol a été enregistrée à "0.58g" à environ 20 kilomètres et "0.34g" à environ 60 kilomètres de l'épicentre. L'intensité maximum atteinte a été évaluée à "I=X" (Echelle MSK) à Zemmouri, Boumerdès, Bordj-EL-Bahri et Dellys. Le Wilaya de Boumerdès, y compris la ville côtière de Boumerdès et la partie orientale de la ville d'Alger (Capitale de l'Algérie) étaient les plus affectées par le tremblement de terre. Des dommages dans la plupart des villes et villages le long de la côte d'Alger jusqu'à Dellys, une distance d'environ 150 kilomètres long et de 40 kilomètres de large. L'épicentre a été situé à "36.89N-3.78E", environ 10km en mer de la localité de Zemmouri dans le Wilaya de Boumerdès qui est à environ 50 kilomètres à l'est de la ville d'Alger [70].

Ce tremblement de terre a eu de grands impacts socio-économiques et psychologiques sur la région. L'évaluation du coût économique du tremblement de terre a officiellement atteint 5 milliards \$ U.S. Ce désastre a arrêté le fonctionnement de 400 à 500 usines industrielles dans la zone épiscopentrale qui a causé la perte de 30.000 à 40.000 postes d'emploi [6].

2.4. Les effets du séisme (Boumerdès 2003) sur les constructions

Lors de tremblement de terre majeur (Boumerdès 2003), des dommages importants sur les bâtiments ont été observés. Ces dommages sont liés aux différents problèmes autour

de la construction. On distingue les effets liés à la nature des sols comme : liquéfaction des sols sableux et les glissements de sols qui ont entraîné des déplacements horizontaux pouvant atteindre plusieurs mètres (voir figure 2.3).



Figure 2.3 : Phénomène de liquéfaction observé lors du séisme Boumerdès 2003 [13]

Au-delà des effets directs, les séismes provoquent des mouvements et des accélérations sur les éléments structuraux et non-structuraux d'une construction, dont les conséquences peuvent s'avérer particulièrement dommageables (voir figure 2.4). Ces effets induits ont été relativement limités lors du séisme de Boumerdès du mai 2003. Parmi ces éléments on trouve : les systèmes de contreventements, les fondations (infrastructures), les toitures (planchers et dalles), les éléments secondaires (escaliers, maçonneries et etc.) et également la position et la forme géométrique du bâtiment (la symétrie et la régularité du bâtiment) qui est un point primordial dans la répartition des éléments structuraux et secondaires d'un bâtiment.



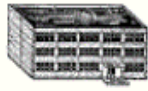
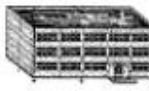

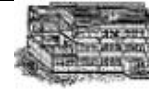
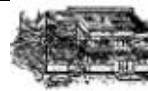
Figure 2.4 : Les effets des éléments structuraux et non-structuraux sur le dommage des constructions lors du séisme de Boumerdès 2003 [13]

En effet, plusieurs études [10], [44] ont combiné ces effets sismiques avec les données de dommages des composants structurels et non-structurels afin de déterminer la réponse sismique des bâtiments et de trouver des relations implicites en fonction de ces effets.

2.5. Base de données du Bâti existant (Algérie)

La campagne d'enquête post-sismique [13] a rassemblé une base de données contenant 69.530 fiches d'évaluation de dommages après le séisme de Boumerdès 2003 [10]. Il concerne principalement les habitations, les écoles, les hôpitaux ainsi que les installations publiques. Sur ce nombre de 69530 constructions inspectées, il a été extrait un échantillon de 3614 constructions représentant celles situées dans le site urbain de la ville de Boumerdès (Voir tableau 2.2).

Tableau 2.2 : Catégories du dommage global des constructions (D_{ex}) observé par les inspecteurs (séisme de Boumerdès, 2003).

Bâtiments					
Damage global observé (D_{ex})	1	2	3	4	5
Code de couleur	Vert clair	Vert foncé	Orange clair	Orange foncé	Rouge
Nombre de constructions (total : N=3614)	17	1881	966	657	93

Chaque fiche d'évaluation de dommages, développé par les inspecteurs experts lors du séisme de Boumerdès 2003 (voir figure 2.1), regroupe l'ensemble des paramètres pouvant avoir une influence sur la réponse sismique des bâtiments. Elle comprend les éléments suivants :

- Données générales (adresse, zones, blocs, etc.) ;
- Nombre d'étages ;
- Usage de la construction ;
- Age et période de construction
- Conditions du sol ;
- Système de contreventement ;
- Etat des éléments non structuraux ;

- Caractéristiques géométriques ;
- Etat général de la construction.

Ces informations permettent d'évaluer qualitativement et quantitativement la qualité sismique des constructions. Ci-dessous, nous donnons un aperçu rapide sur l'analyse d'évaluation des dommages des paramètres structurels (voir figure 2.1), afin de déterminer le dommage global de la construction :

- Le dommage maximal qui affecte les composantes structurelles : fondations (infrastructures), éléments porteurs (poteaux, murs), système de contreventement (voile, poteaux-poutres) et toitures (plancher et dalles), dénommé ici «**Groupe Structurel**» désigné respectivement «**I**», «**V**», «**H**» et «**R**». Chaque composant "structurel" correspond à un dommage spécifique à l'intérieur de l'ensemble {**1 ; 2 ; 3 ; 4 ; 5**}, en fonction des dommages observés.
- Le dommage maximal qui affecte les composantes secondaires : les escaliers, les remplissages extérieures (maçonneries), les éléments intérieurs (cloisons, plafond) et les éléments extérieurs (cheminées, balcons) appelés ici «**Groupe non-Structural**» dénommer respectivement «**EST**», «**EFL**», «**EIN**» et «**EEX**». Chaque composant "secondaire", c'est-à-dire "non structurel", correspond aussi à un dommage spécifique à l'intérieur de l'ensemble {**1 ; 2 ; 3 ; 4 ; 5**}, en fonction des dommages observés.
- Le désordre géotechnique (liquéfaction, glissements de terrain ...) dénommé «**Groupe Qualitatif**» est dénommé «**S**».
- Les dégâts de chaque composant sont considérés comme degré de dommage [28] : 1 (pas de dommages structurels), 2 (dommages structurels légers, dommages non structurels modérés), 3 (dommages structurels modérés, dommages non structurels importants), 4 (dommages structurels importants, dommages non structurels considérables) et 5 Bâtiments condamnés ou effondrés (dommages structurels très importants).

Cet échantillon de 3614 constructions expertisées (voir figure 2.3) qui a été analysé a permis de faire une comparaison entre les niveaux de dommages observés et relevés (**D_{ex}**) lors de l'inspection avec ceux prédits par notre approche d'estimation des dommages sismiques (**D_{th}**) mise au point dans le cadre de ce travail. Les dommages estimés (théoriques) sont comparés aux dommages réels observés (expérimentaux) sur le terrain et collectés dans

une base de données suite à la campagne post-sismique. Ceci permet d'en analyser les performances et la pertinence en matière de prédiction théorique de notre modèle neuronal.

2.6. Conclusion

Bien que l'inspecteur soit formé, il n'est pas facile, dans certains cas limités, de décider rigoureusement la catégorie du dommage global d'une construction donnée, car il n'existe pas de limites strictes et rigoureuses entre deux catégories successives de dommages. Par exemple, parfois, les dégâts globaux sont notés égaux à 3, tandis que la catégorie d'endommagement 2 pourrait également être une évaluation acceptable. Il est alors d'une importance cruciale de développer des méthodes pertinentes capables de dériver rigoureusement la catégorie de dommages global à partir des dommages aux composants observés.

Différentes approches ont été rapportées [10], [40], [44], [68]. La présente étude propose une nouvelle méthodologie, basée sur les systèmes de réseau de neurones artificiels (RNAs) afin de dériver la catégorie de dommage global en fonction des dommages observés sur chaque composant de la structure. Une fois calibré et validé sur des cas réels, il pourrait représenter un support utile pour la prise de décision lors de l'enquête post-tremblement sur le terrain pour une évaluation visuelle et rapide.

CHAPITRE 3

LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS ET LEURS APPLICATIONS

3.1. Introduction

Ce Chapitre présente une introduction à la théorie de réseaux de neurones (RNAs). Nous présentons à la fin de ce chapitre un aperçu d'autres algorithmes utilisés pour l'évaluation des dommages sismique. L'adaptation des réseaux de neurones à la prédiction des dommages sismiques est présentée avec plus de détails au chapitre suivant.

Les réseaux de neurones (RNAs) sont constitués d'un ensemble de neurones artificiels ou nœuds qui sont analogues aux neurones biologiques. Ils sont issus d'une tentative de conception d'un modèle mathématique très simplifié du cerveau humain en se basant sur notre façon d'apprendre et de corriger nos erreurs. Les premiers travaux sur les réseaux de neurones ont été réalisés en 1943 par Mc Culloch et Pitts [43]. Ces deux chercheurs sont les premiers à montrer théoriquement que des réseaux de neurones formels et simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques. Ils ont ainsi présenté un modèle assez simple pour les neurones pour explorer différentes possibilités d'application.

L'évolution phénoménale des outils informatiques a largement contribué au développement des réseaux de neurones. Il existe plusieurs types de réseaux de neurones tels que les "perceptrons", les réseaux à fonctions de base radiales et les réseaux récurrents. Parmi eux, les perceptrons à alimentation directe (feed-forward) et entraînés par rétro-propagation (back-propagation) ont eu un succès important dans plusieurs applications [40]. Leur intérêt provient de la simplicité de leur utilisation et de l'algorithme de rétro-propagation proposé par Werbos et al. (1974) et diffusé par Rumelharl et al. (1986) [66].

Un réseau de neurones sera plus efficace si les utilisateurs comprennent bien son fonctionnement et sa structure interne. Toutefois, les paramètres internes d'un réseau de neurones ont été à peine explorés dans des applications de prédiction malgré leur rôle important dans le fonctionnement et la convergence du réseau. Ces paramètres sont liés à l'architecture du réseau et à l'algorithme d'apprentissage. L'optimisation de ces paramètres

consiste à chercher la configuration qui donne la meilleure précision au résultat final du réseau.

3.2. Réseaux de neurones : définitions et propriétés

Les réseaux de neurones (RNs) représentent des modèles mathématiques qui visaient initialement à décrire le fonctionnement des neurones humain ou biologique [43]. Un réseau de neurones permet d'optimiser la meilleure approximation non linéaire basée sur la structure complexe. Ils ont été largement étudiés et appliqués à divers domaines pour la régression, le diagnostic, la prédiction et la classification et aussi pour l'ingénierie sismique visant à prédire l'atténuation de mouvement [40], [62], [63]

3.2.1. Neurone biologique

Le neurone biologique (voir figure 3.1) est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones jouent un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ils conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone. Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie [43].

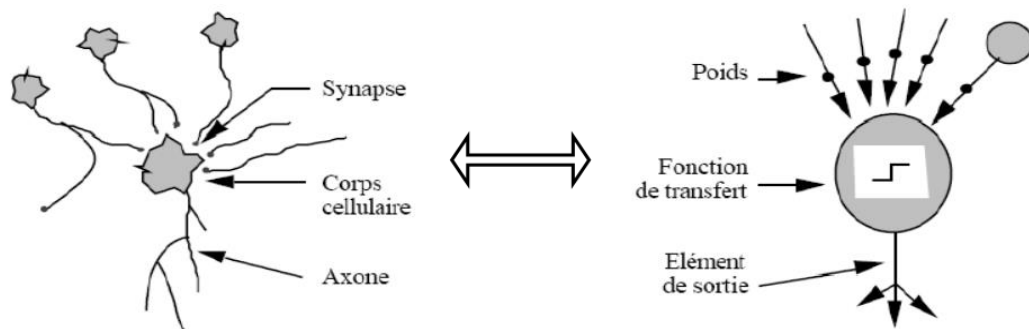


Figure 3.1 : Comparaison entre le neurone biologique et le neurone artificiel.

3.2.2. Neurone formel

Un neurone formel (voir figure 3.2) est une fonction algébrique linéaire ou non linéaire [31]. Ces caractéristiques sont :

- La nature de ses entrées ($x_1, x_2, \dots, x_i, x_n$), qui peuvent être les entrées du réseau et les sorties d'autres neurones du même réseau ;
- La fonction d'entrée totale Z (équation 3.1), calculée par la somme de toutes les entrées pondérées (combinaison linéaire), dont w_i est le poids synaptique attaché à l'entrée i et le w_0 désigne le seuil d'activation (biais).

$$Z = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0 \quad (3.1)$$

- La fonction d'activation (f), définissant l'état interne du neurone en fonction de son entrée totale. Cette fonction peut prendre plusieurs formes (voir tableau 3.1). La fonction d'activation des neurones est une fonction non linéaire, permettant d'introduire au réseau l'aspect non linéaire. Elle doit être continue et bornée.

Tableau 3.1 : Exemples de quelques fonctions d'activation [29].

Fonctions d'activations	Formules	Graphes
Logistique Sigmoidé	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Tangente Hyperbolique sigmoïde	$y = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}}$	
Linéaire Logistique Sigmoidé	$y = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x > 1 \\ x & \text{si non} \end{cases}$	
Linéaire Tangente Hyperbolique Sigmoidé	$y = \begin{cases} -1 & \text{si } x < -1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \\ x & \text{si non} \end{cases}$	
Linéaire	$y = x$	

- La sortie calculant la sortie du neurone en fonction de son état d'activation.

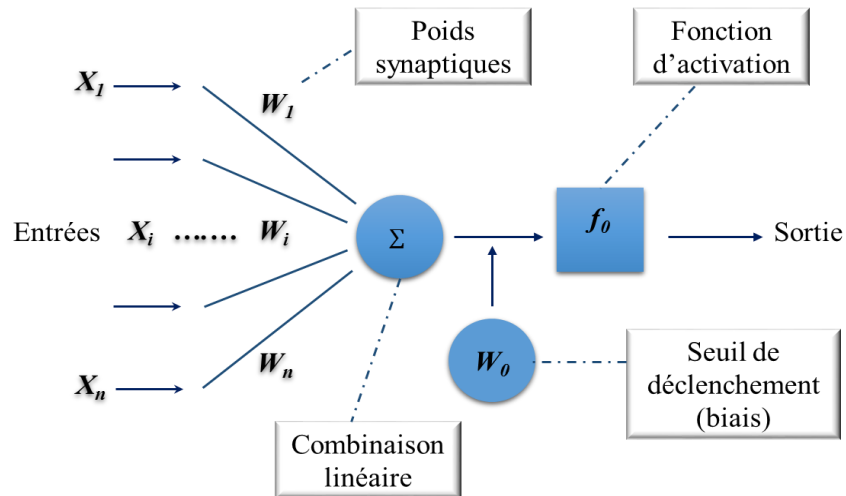


Figure 3.2 : forme générale d'un réseau formel [43].

3.3. Architecture des Réseaux de neurones et typologies

Dans un réseau de neurones multicouches, les neurones sont organisés en couches successives (voir figure 3.3). Chaque neurone d'une couche reçoit des signaux de la couche antérieure et transmet le résultat aux neurones de la couche postérieure en suivant un seul sens de propagation de l'information (entrée-sortie). Avec cette configuration, la couche d'entrée reçoit les variables d'entrée et la couche de sortie fournit les résultats. Les autres couches qui sont entre la couche d'entrée et la couche de sortie sont appelées couches cachées.

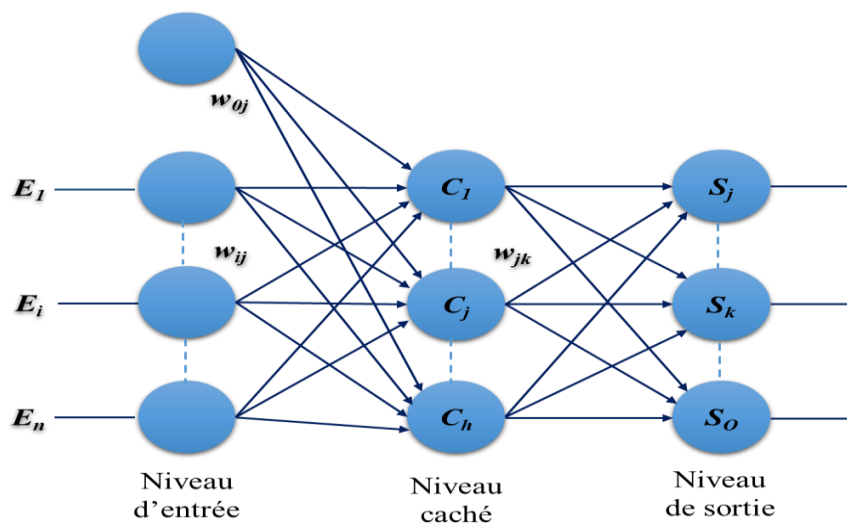


Figure 3.3 : Architecture d'un réseau de neurones (Multicouches).

Le nombre de niveaux cachés et le nombre de neurones par niveau représentent les paramètres architecturaux du réseau. La plupart des réseaux de neurones contiennent sur leur niveau d'entrée et leurs niveaux cachés, un nœud particulier ayant un rang égal à zéro et une valeur indépendante des couches précédentes. Ce nœud, dit biais (poids initial), a une valeur fixe égale à 1 indépendamment de la combinaison utilisée à l'entrée du réseau. Ce biais possède son propre poids et il est traité comme les autres nœuds dans les différentes phases de calcul du réseau, et il permet de donner plus de flexibilité pendant la phase d'apprentissage [71].

3.3.1. Typologie des réseaux

Dans ce paragraphe, nous décrivons la structure du réseau que nous avons choisi de mettre en œuvre et un aperçu rapide sur les typologies des réseaux existantes.

3.3.1.1. Réseaux de neurones statiques (réseaux non bouclés)

L'exemple le plus simple de réseau de neurones statique est donné par le perceptron multicouche chaque couche (voir figure 3.3) contenant un ou plusieurs neurones. Afin d'illustrer ces propos, voici le rôle de chacune des couches dans un perceptron à trois couches. La première couche est appelée couche d'entrée. Elle recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse. Dans le cas de notre étude, cette couche recevra les paramètres de dommages de chaque élément structural et non-structural du bâtiment étudié.

Sa taille est donc directement déterminée par le nombre de variables d'entrées. La deuxième couche est la couche cachée. Dans cette couche, les fonctions d'activation sont en général non linéaires (voir tableau 3.1). Le choix de sa taille (nombre de neurones) n'est pas automatique elle doit être ajustée. Il sera souvent préférable pour obtenir la taille optimale, d'essayer le plus de tailles possibles. La troisième couche est appelée couche de sortie. Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrée dans la première couche. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables dont on a besoin en sortie, dans notre cas on cherche comme sortie le dommage global du bâtiment. C'est le réseau statique non bouclé qu'on va utiliser dans cette étude.

3.3.1.2. Réseaux de neurones dynamiques ou réseaux bouclés (ou récurrents)

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones (bouclés ou récurrent), dont le graphe des connexions est cyclique (voir figure 3.4) : 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). 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. Ainsi, à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arête de son graphe) est attaché, outre un poids comme pour les réseaux non bouclés, un retard, multiple entier (éventuellement nul) de l'unité de temps choisie. Une grandeur, à un instant donné, ne pouvant pas être fonction de sa propre valeur au même instant, tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul [56].

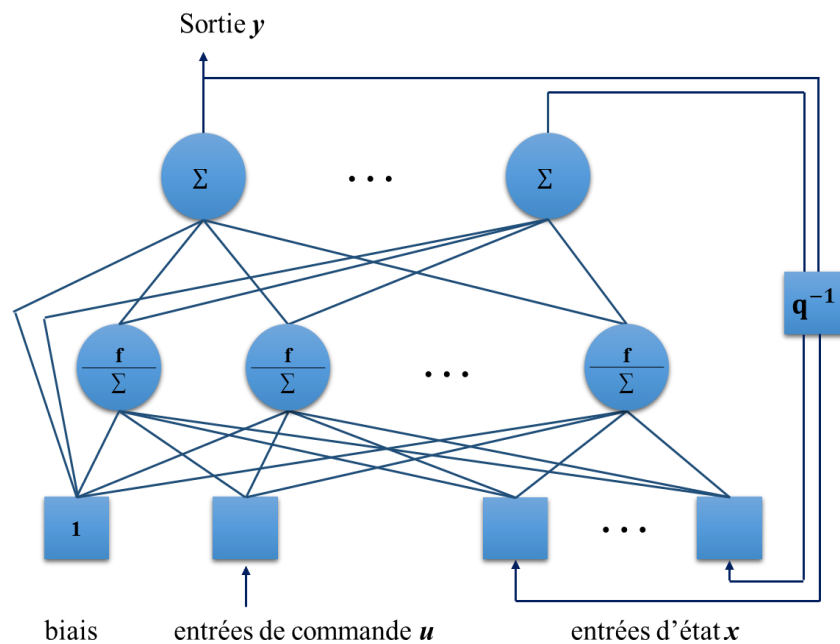


Figure 3.4 : Forme canonique d'un réseau de neurones bouclé. Le symbole q^{-1} représente un retard d'une unité de temps [56].

3.3.2. Apprentissage du réseau

Les réseaux de neurones sont des outils de modélisation numérique qui tentent de prédire les sorties d'un système à partir de la connaissance des entrées. Cette prédiction est réalisée en construisant au cours d'une phase d'apprentissage (ou d'entraînement) un modèle

non linéaire entre des couples entrées-sorties. Les poids (W_i) précisent le lien entre deux neurones appartenant à deux niveaux successifs (figure 3.3). Leurs valeurs sont ajustées le plus possible de l'optimum pendant toute la phase d'apprentissage. L'apprentissage consiste, donc à minimiser une fonction de coût à l'aide des algorithmes d'optimisation. Il existe deux types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé. L'algorithme d'apprentissage qui sera utilisé dans notre étude sera décrit en détail dans la section suivante.

a) L'apprentissage supervisé

Le superviseur (professeur), fournit au réseau des couples d'entrée-sortie. Il fait apprendre au réseau l'ensemble de ces couples, par une méthode d'apprentissage, comme la rétro-propagation du gradient de l'erreur, en comparant pour chacun d'entre eux la sortie effective du réseau et la sortie désirée. L'apprentissage est terminé lorsque tous les couples entrée-sortie sont reconnus par le réseau. Ce type d'apprentissage se retrouve, entre autres, dans les perceptrons.

La plupart des algorithmes d'apprentissage des réseaux de neurones sont des algorithmes d'optimisation (méthode supervisée).

b) L'apprentissage non-supervisé

Le but de cet apprentissage est la visualisation ou l'analyse de données. On dispose d'un ensemble de données, représentées par des vecteurs de grande dimension, et l'on cherche à les regrouper, selon des critères de ressemblance qui sont inconnus a priori. Ce type de tâche est connu en statistique sous le nom de méthodes "d'agrégation" (*Clustering*). On peut utiliser cet apprentissage pour réaliser une tâche assez voisine : à partir de données, décrites par des vecteurs de grande dimension pour trouver une représentation de ces données dans un espace de dimension beaucoup plus faible (2 dimension) tout en conservant les proximités entre ces données. Il n'y a pas là de professeur, puisque c'est au réseau de découvrir la ressemblance entre les éléments de la base de données. Les réseaux à apprentissage non supervisé les plus étudiés [20] et utilisés sont les "cartes auto organisatrices" de Kohonen (1981) [62].

La méthode d'optimisation la plus célèbre et la plus utilisée en analyse neuronale est la rétro-propagation du gradient de l'erreur. C'est cette dernière qu'on va utiliser pour établir les différents modèles d'évaluation des dommages post-sismiques.

3.3.3. Méthode de la rétro-propagation du gradient appliquée dans notre modèle (RPG)

La rétro propagation de gradient d'erreur est un algorithme d'apprentissage adapté aux réseaux de neurones multicouches. Cet algorithme associé aux réseaux multicouches permet de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. De nos jours, un réseau multicouche avec un algorithme de rétro propagation du gradient reste le modèle le plus étudié et le plus productif au niveau des applications. La méthode d'apprentissage par rétro propagation a été développée vers le milieu des années quatre-vingts par plusieurs chercheurs dont Rumelhart et al. 1986 [66].

A chaque couple entrée/sortie, une erreur est calculée, le gradient de l'erreur est déterminé. Ce gradient est la dérivée partielle de l'erreur par rapport au poids synaptique. Par la RPG, les poids et les biais sont modifiés sur le réseau. Soit en ligne (les poids sont modifiés après chaque exemple de l'ensemble d'apprentissage) ou en paquet (les poids sont modifiés après que tous les exemples aient défilé). On répète ces calculs jusqu'à l'obtention du critère d'arrêt (optimum). C'est un algorithme utilisé pour l'apprentissage de fonction, la reconnaissance de formes et la classification, le cas le plus simple, celui du Perceptron.

3.3.3.1. Le perceptron (Réseau de neurones monocouche)

Le perceptron peut être considéré comme le premier des RNAs. Il fut mis au point dans les années cinquante par Rosenblatt (1958) [65]. Comme son nom l'indique, le perceptron se voulait un modèle de l'activité perspective. Il se compose d'une rétine et d'une couche qui donne la réponse correspondant à la simulation donnée en entrée. Il existe 2 types de perceptrons : les perceptrons « feed-forward » et les perceptrons récurrents. Les perceptrons récurrents sont ceux qui alimentent leurs entrées avec leurs sorties, par opposition aux perceptrons feed-forward (voir figure 3.5).

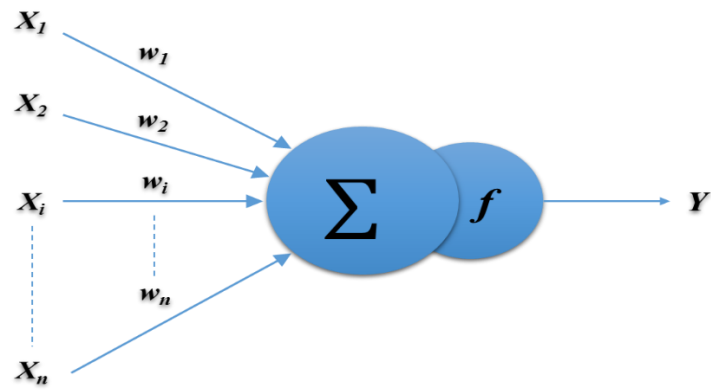


Figure 3.5 : Structure d'un Perceptron à une couche cachée.

3.3.3.2. Perceptron multicouche MLP (Multi-Layer Perceptrons)

Le MLP a une structure bien particulière : ses neurones sont organisés en couches successives (voir figure 3.6). Chaque neurone permet la transformation de l'information contenue dans les entrées (D) par une fonction non linéaire dite d'activation (voir tableau 3.1). La valeur de la sortie d'un neurone quelconque (j) est calculée à partir des entrées qu'il reçoit, ces entrées étant les sorties de la couche précédente.

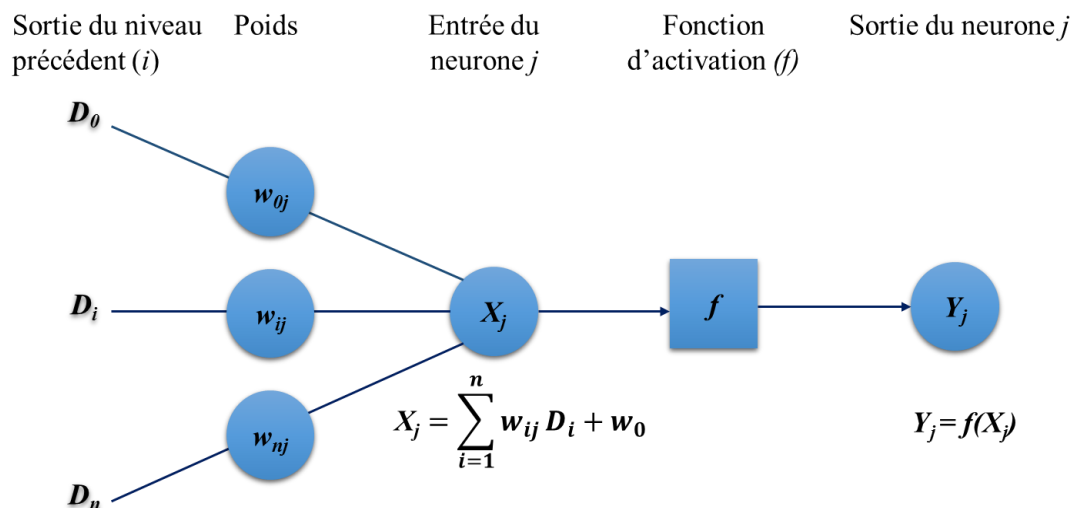


Figure 3.6 : Processus de fonctionnement des neurones du réseau MLP.

La réponse d'un neurone dépend des entrées qu'il reçoit, les entrées d'un neurone correspondent aux sorties des neurones des couches précédentes pondérées par un facteur de poids (W_i) qui caractérise le lien entre deux neurones. La configuration et le fonctionnement de base de chaque neurone intermédiaire sont présentés sur la figure 3.7. La méthode utilisée

pour le transfert de l'information entre deux neurones (i) et (j) appartenant à deux couches ou de neurones successifs (voir figure 3.7) est basée sur l'algorithme de rétro-propagation du gradient.

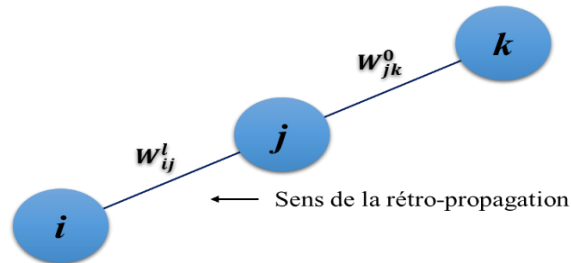


Figure 3.7 : Les sens de transfert de l'information entre deux neurones (rétro-propagation).

La descente du gradient a pour but de converger de manière itérative vers une configuration optimisée des poids synaptiques (W_i). Cet état peut être un minimum local de la fonction à optimiser et idéalement (voir figure 3.9), un minimum global de cette fonction (dite fonction de coût).

La procédure de l'algorithme (RPG) dans notre étude (évaluation des dommages post-sismique) se déroule comme suite :

- 1- Initialiser les poids de manière aléatoire ;
- 2- Propager le signal de valeurs de l'entrée vers la couche de sortie ;
- 3- Calculer le gradient de l'erreur notée $\frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^0}$ (figure 3.9) ;

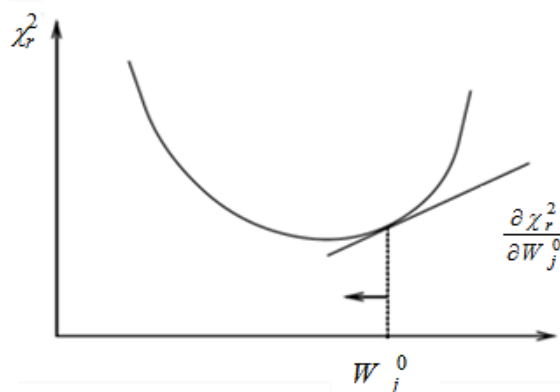


Figure 3.8 : Gradient de l'erreur totale.

La fonction χ_r^2 ou MSE (Mean Square Error) à minimiser est la somme de l'erreur moyenne définie par :

$$\chi_r^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_L} \varepsilon_k^2 \quad (3.2)$$

$$\varepsilon_k = D_{ex,k}^* - D_{th,k}^* \quad (3.3)$$

Avec :

N_L = nombre de constructions considérées pour la phase d'apprentissage ;
 ε_k = erreur entre les dommages expérimentaux $D_{ex,k}^*$ et les dommages théoriques $D_{th,k}^*$ (simulée par les RNAs pour le k -ième construction, $k=1..N_L$. avec $i=1..n$, et n représente le nombre total des entrées, pour notre cas n représente les dommages de chaque élément de la structure.

La performance du réseau neurones nécessite un réglage exact des valeurs de poids : $\{W_j^0, W_0^0, W_{ij}^1, W_0^1\}$, avec $i=1..n$, et $j=1..h$, de sorte que l'erreur cumulée (voir équation (3.2)) atteint sa valeur minimale globale.

La méthode de gradient de rétro-propagation de Levenberg-Marquardt est adoptée pour le processus de minimisation itérative [39], [53]. En outre, une routine spécifique de cet algorithme est déjà intégrée dans des logiciels professionnels (Matlab 2014, MathWorks 2015) [42] qui effectue des étapes itératives suivantes :

- Démarre par un ensemble aléatoire de valeurs initiales des poids : $\{W_j^0, W_0^0, W_{ij}^1, W_0^1\}_{t=0}$ à l'étape initiale $t = 0$,
- À une nouvelle étape actuelle ($t + 1$), des valeurs nouvelles de poids $\{W_j^0, W_0^0, W_{ij}^1, W_0^1\}_t$ sont obtenues à partir de l'étape (t) :

$$W_j^0|_{t+1} = W_j^0|_t + \Delta W_j^0 \quad (3.4)$$

$$W_0^0|_{t+1} = W_0^0|_t + \Delta W_0^0 \quad (3.5)$$

$$W_{ij}^1|_{t+1} = W_{ij}^1|_t + \Delta W_{ij}^1 \quad (3.6)$$

$$W_{0,j}^1|_{t+1} = W_{0,j}^1|_t + \Delta W_{0,j}^1 \quad (3.7)$$

Avec :

$$\Delta W_j^0 = -\alpha \cdot \left. \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_j^0} \right|_t \quad (3.8)$$

$$\Delta W_0^0 = -\alpha \cdot \left. \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_0^0} \right|_t \quad (3.9)$$

$$\Delta W_{ij}^1 = -\alpha \cdot \left. \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1} \right|_t \quad (3.10)$$

$$\Delta W_{0,j}^1 = -\alpha \cdot \left. \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{0,j}^1} \right|_t \quad (3.11)$$

Où : α = taux d'apprentissage, c'est le pas d'apprentissage, entre deux itérations successives. Le taux de convergence dépend également de la valeur sélectionnée pour ce coefficient, bien qu'il soit généralement accepté d'adopter une valeur $\alpha = 0,01$ [29].

Les dérivées partielles nécessaires dans les équations (3.4) et (3.11) sont ensuite développées dans les deux parties intérieures de la couche de sortie et la couche cachée, comme suit:

a) Dans la couche de sortie (D_{th}^*) :

$$\Delta W_j^0 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_j^0} = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial \varepsilon_k} \cdot \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial D_{th,k}^*} \cdot \frac{\partial D_{th,k}^*}{\partial Z_k} \cdot \frac{\partial Z_k}{\partial W_j^0} \quad (3.12)$$

Avec Z est défini dans l'équation (4.21) du chapitre 4.

$$\frac{\partial \chi_r^2}{\partial \varepsilon_k} = \frac{\partial \frac{1}{2} \left(\sum_{k=1}^{N_c} \varepsilon_k^2 \right)}{\partial \varepsilon_k} = \varepsilon_k \quad (3.13)$$

$$\frac{\partial \varepsilon_k}{\partial D_{th,k}^*} = \frac{\partial (D_{exp,k}^* - D_{th,k}^*)}{\partial D_{th,k}^*} = -1 \quad (3.14)$$

$$\frac{\partial D_{th,k}^*}{\partial Z_k} = \frac{\partial \left(\frac{1 - e^{-2Z_k}}{1 + e^{-2Z_k}} \right)}{\partial Z_k} = 1 - (D_{th,k}^*)^2 \quad (3.15)$$

$$\frac{\partial Z_k}{\partial W_j^0} = \frac{\partial \left(\sum_{j=1}^H W_j^0 \cdot Y_j \right)}{\partial W_j^0} = Y_j \quad (3.16)$$

Le vecteur $\underline{\mathbf{Y}}$ étant défini dans l'équation (4.20) du chapitre 4.

$$\frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_j^0} = -\varepsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \cdot Y_j \quad (3.17)$$

Pour que :

$$\Delta W_j^0 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_j^0} = \alpha \cdot \varepsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \cdot Y_j \quad (3.18)$$

Le même développement de dérivée est considéré pour :

$$\Delta W_0^0 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_0^0} = \alpha \cdot \varepsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \quad (3.19)$$

b) Dans la couche cachée :

$$\Delta W_{ij}^1 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1} = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial Y_{j,k}} \cdot \frac{\partial Y_{j,k}}{\partial X_{j,k}} \cdot \frac{\partial X_{j,k}}{\partial W_{ij}^1} \quad (3.20)$$

Avec $\underline{\mathbf{X}}$ et $\underline{\mathbf{Y}}$ sont définies dans les équations (4.20) et (4.21) du chapitre 4.

$$\frac{\partial Y_{j,k}}{\partial X_{j,k}} = \frac{\partial \left(\frac{1 - e^{-2X_{j,k}}}{1 + e^{-2X_{j,k}}} \right)}{\partial X_{j,k}} = 1 - (Y_{j,k})^2 \quad (3.21)$$

$$\frac{\partial X_{j,k}}{\partial W_{ij}^1} = \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^N W_{ij}^1 \cdot D_{i,k}^* \right)}{\partial W_{ij}^1} = D_{i,k}^* \quad (3.22)$$

$$\frac{\partial \chi_r^2}{\partial Y_{j,k}} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \varepsilon_k^2 \right)}{\partial Y_{j,k}} = \varepsilon_k \cdot \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial Y_{j,k}} = \varepsilon_k \cdot \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial Z_k} \cdot \frac{\partial Z_k}{\partial Y_{j,k}} \quad (3.23)$$

De sorte que :

$$\frac{\partial \chi_r^2}{\partial Y_{j,k}} = \varepsilon_k \cdot \frac{\partial (D_{\text{exp},k}^* - D_{th,k}^*)}{\partial Z_k} \cdot \frac{\partial \left(\sum_{j=1}^H W_j^0 \cdot Y_{j,k} \right)}{\partial Y_{j,k}} = -\varepsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \cdot W_j^0 \quad (3.24)$$

Ainsi, nous pouvons écrire l'équation sous la forme :

$$\frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1} = -\left[1 - (Y_{j,k})^2 \right] \left(\varepsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \right) W_j^0 \cdot D_{i,k}^* \quad (3.25)$$

$$\Delta W_{ij}^1 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1} = \alpha \cdot \left[1 - (Y_{j,k})^2 \right] \left(\varepsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \right) W_j^0 \cdot D_{i,k}^* \quad (3.26)$$

$$\Delta W_{ij}^1 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1} = \alpha \cdot \delta_j \cdot D_{i,k}^* \quad (3.27)$$

Où : α représente le gradient local.

Avec :

$$\delta_j = \left[1 - (Y_{j,k})^2 \right] \left(\varepsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \right) W_j^0 \quad (3.28)$$

Où : δ_j représente le gradient local.

Le même développement de dérivée est considéré pour :

$$\Delta W_{0,j}^1 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{0,j}^1} = \alpha \cdot \left[1 - (Y_{j,k})^2 \right] \left(\varepsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \right) W_0^0 \quad (3.29)$$

4- Corriger (W_j^0) et $(W_{0,j}^1)$ en direction inverse du gradient « la rétro-propagation » (voir figure 3.8) :

$$W_{ij}^1(t+1) = W_{ij}^1(t) + \Delta W_{ij}^1(t) \quad (3.30)$$

5- Continuer les étapes 2 et 3 tant que l'écart entre les deux itérations successives est grand (une itération représente un cycle propagation - rétro-propagation).

On répète ces étapes jusqu'à un nombre maximum d'itérations jusqu'à ce que la racine de l'erreur quadratique moyenne (χ_r^2) soit inférieure à un certain seuil fixé par le concepteur du RNA.

3.3.3.3. Règle de « DELTA généralisé »

La convergence du réseau par rétro-propagation est un problème crucial car il requiert de nombreuses itérations. Un paramètre est souvent ajouté pour accélérer la convergence. Ce paramètre est appelé « le momentum » [29].

L'équation qui exprime la mise à jour des poids synaptiques dans la couche de sortie ou la couche cachée avec la règle de « DELTA généralisé » est défini par :

$$W_{ij}^1(t+1) = W_{ij}^1(t) + \alpha \cdot \delta_j \cdot D_{i,k}^* + \beta \Delta W_{ij}^1(t) \quad (3.31)$$

β est compris entre [0 et 1], il est le momentum qui représente l'inertie lors du chargement de poids.

3.3.3.4. Problème de sur-apprentissage

L'algorithme de la rétro-propagation modifie les poids à partir de $(\frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1})$. En fait, ce dernier terme permet d'accélérer la convergence (variation plus grande du changement du poids) lorsqu'on est loin du minimum. Cette procédure d'optimisation sera détaillée dans le chapitre suivant, afin obtenir un modèle de prédiction proche pour l'évaluation des dommages.

3.4. Application des RNAs dans la prédiction des risques

Le développement et l'amélioration continus des réseaux de neurones (RNAs) ont permis de bien cerner le potentiel et les limites de cette technique dans plusieurs domaines. Parmi celles-ci, le risque sismique a bénéficié de l'évolution rapide des RNAs et de leur efficacité marquée dans plusieurs applications de classification et de prédiction. Parmi ces applications neuronales dans les risques sismiques on trouve :

- Les travaux de recherché de Reyes and Cardenas 2010 (Chili) : [62]

Dans ces travaux, une étude de régionalisation sismique dans le Chili continental basée les systèmes de RNAs. Ce travail a généré des régions sismiques valides tectoniquement à partir d'informations claires, ce qui montre que les cartes d'Auto-organisation (RNAs) sont un outil précieux en sismologie. La forte corrélation entre la répartition spatiale des zones sismiques et les données géologiques confirme que les champs choisis pour structurer les vecteurs de formation étaient les plus appropriés.

Ces recherches, ont montrées que l'utilisation d'un Kohonen-NN (RNAs) et d'une base de données avec des informations exclusives provenant des sources sismiques permet de différencier six zones sismiques pour le territoire continental chilien (voir figure 3.9). Tous ces faits montrent la performance d'utiliser les techniques NN dans le domaine de la sismologie.

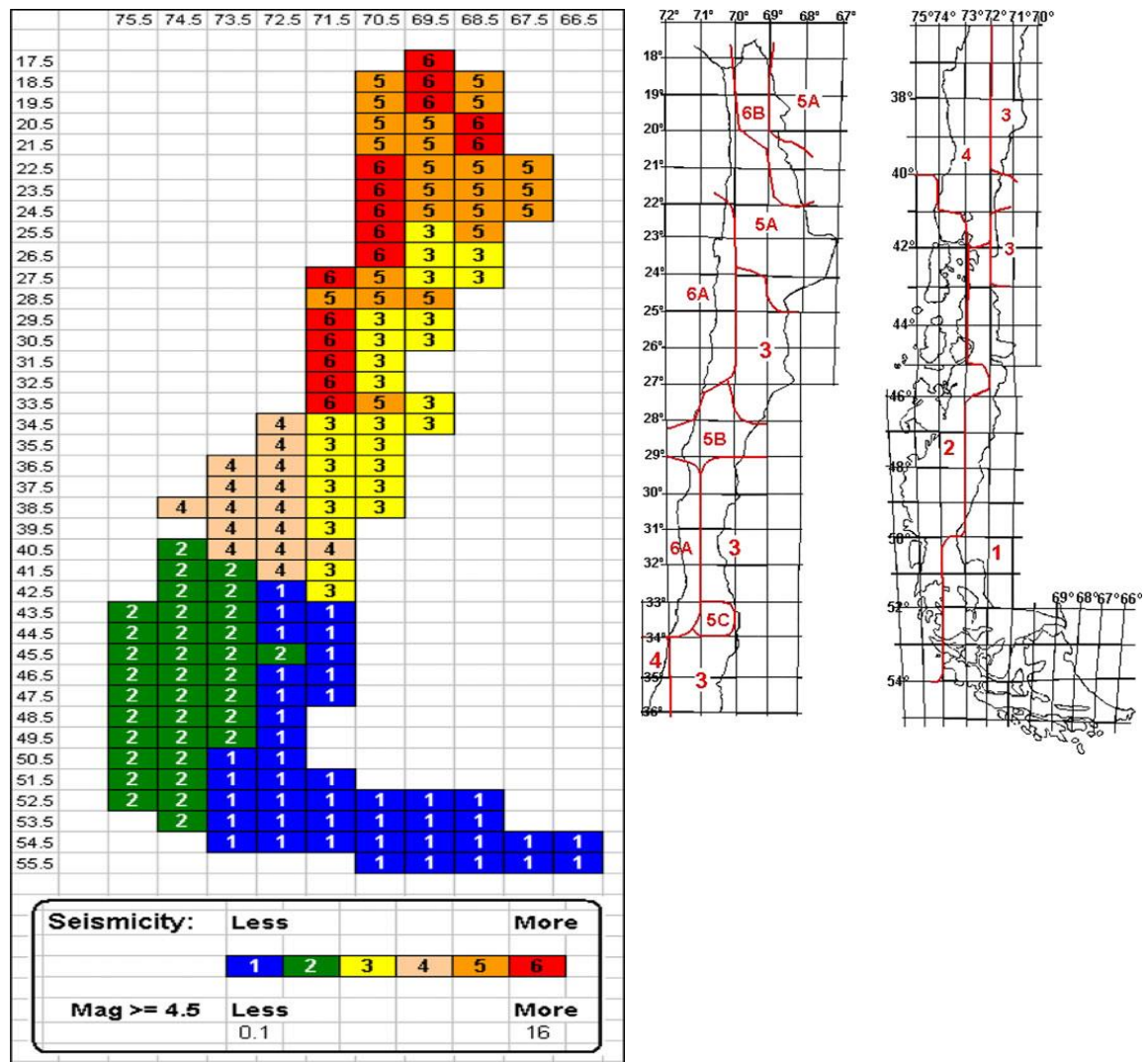


Figure 3.9 : Corrélation entre les régions sismiques et les caractéristiques géologiques et tectoniques du Chili continental [62].

- Les travaux de Wen-Tzu Lin et al. 2006 (Taiwan) : [73]

Évaluation des risques de glissements de terrain et de la récupération de la végétation induite par le séisme à l'aide de données de télédétection et d'un classificateur de réseaux neuronal (voir figure 3.10) : étude de cas au centre de Taiwan.

Un tremblement de terre catastrophique d'une magnitude de $M_w = 7,3$ s'est produit dans la région de Chi-Chi le 21 septembre 1999. Des glissements de terrain à grande échelle ont été générés dans la région au centre de Taiwan. Cette étude a utilisé un classificateur basé sur le réseau neuronal couplé avec des modèles numériques d'élévation des changements de paysage à long terme et des conditions de récupération de la végétation sur les sites de ces glissements de terrain. Les résultats analysés fournissent des informations très utiles pour la prise de décision et la planification des politiques dans le domaine des glissements de terrain.

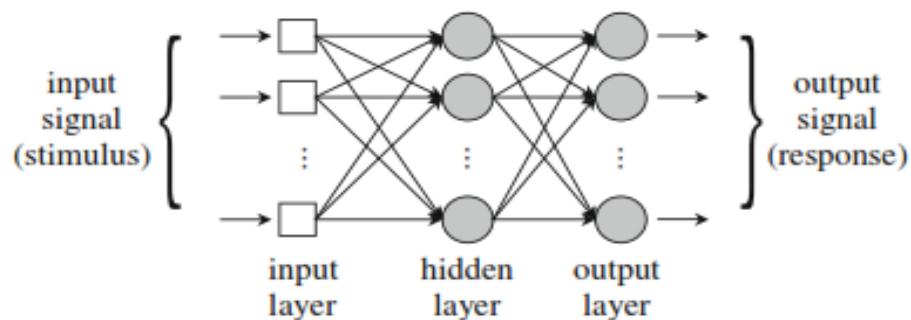


Figure 3.10 : Topologie typique du réseau perceptron multicouches utilisé [73].

- Les travaux de Mehrotra et al. 2015 (Japon) : [49]

Les zones côtières du Japon ont été durement touchées par un tremblement de terre de magnitude 9,0 le 11 mars 2011. Le séisme a déclenché un tsunami catastrophique sur la zone qui a entraîné des destructions massives. La méthode proposée est basée sur la classification d'images à l'aide d'un réseau de neurones (voir figure 3.11). Les images avant et après le tsunami de la zone sont d'abord classées à l'aide d'un réseau de neurones. L'évaluation de la précision de la méthode montre que les résultats obtenus sont tout à fait satisfaisants.

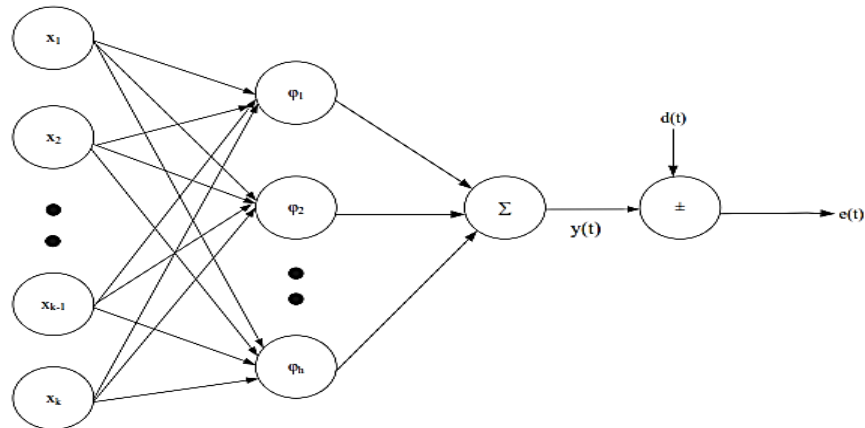


Figure 3.11 : Structure du réseau de neurones en fonction de base radiale floue [49].

- Les travaux de Xue and all 2013 (Chine) : [75]

La détermination du potentiel de liquéfaction des sols provoqué par un séisme est une préoccupation majeure et un critère essentiel dans le processus de conception des ouvrages de génie civil. Dans ces travaux, un modèle de réseau de neurones intégré (voir figure 3.12), appelé Système d'Inférence Adaptatif Neuro Floue (ANFIS), est développé pour l'évaluation du potentiel de liquéfaction.

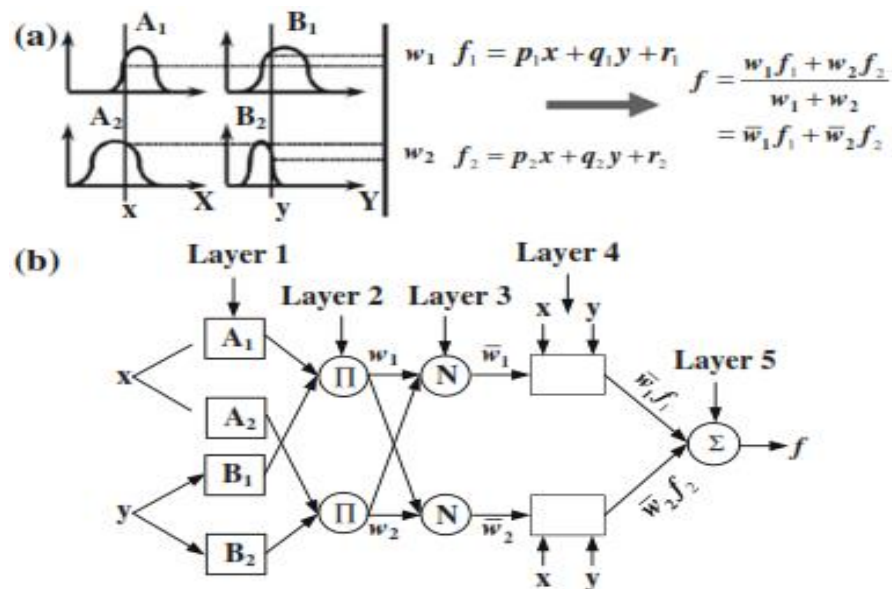


Figure 3.12 : (a) Le modèle floue Takagi-Sugeno-Kang (TSK) ; (b) Architecture ANFIS correspondante [75].

Le modèle est formé avec de grandes bases de données de cas de liquéfaction. Neuf paramètres tels que la magnitude du tremblement de terre, la nappe phréatique, la contrainte

verticale totale, la contrainte verticale effective, la profondeur, l'accélération maximale à la surface du sol, le rapport de contrainte cyclique, la taille moyenne des grains et la résistance mesurée ont été utilisés comme paramètres d'entrée. Les résultats ont révélé que le modèle ANFIS est une approche assez prometteuse pour la prédiction du potentiel de liquéfaction du sol et capable de représenter la relation complexe entre les propriétés sismiques des sols et leur potentiel de liquéfaction.

Les fonctions d'appartenance en forme gaussienne (après formation) du paramètre d'entrée sont représentées sur la figure 3.13, les résultats de la formation et du test du modèle ANFIS. Pour chaque cas, " 1 " représente le dommage et " 0 " indique la non-occurrence de la liquéfaction. Il est démontré que le modèle est capable de fournir des prédictions exactes du potentiel de liquéfaction pour les cas de formation et de test.

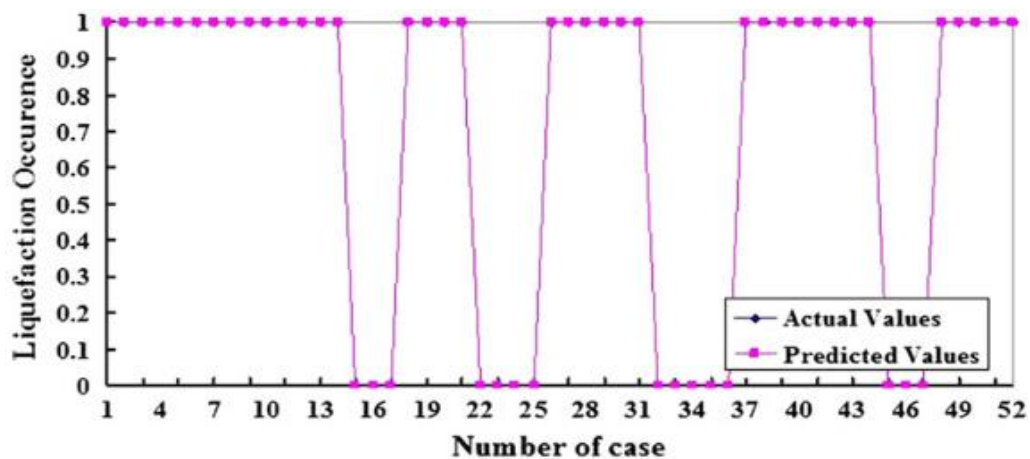


Figure 3.13 : Résultats du potentiel de liquéfaction du modèle ANFIS [75].

- Les travaux de I.Riedel et P.Gueguen, 2014 (Grenoble, France) : [63]

Ce modèle, propose un moyen d'évaluation de la vulnérabilité sismique des environnements urbains dans les régions à risque sismique modéré en fonction de la méthode d'apprentissage supports des machines vectorielles (SVQ) et la règle d'apprentissage d'association (ARL). A l'aide d'un ensemble de données de bâtiments existants à Grenoble (France) avec une classification basé sur EMS98 et la technique d'apprentissage des SVQ ils développent des chemins (Proxies) de la vulnérabilité sismique.

Cette méthode à échelle macroscopique pour évaluer la vulnérabilité est facilement applicable en cas de manque d'informations concernant les caractéristiques structurelles et

les détails structurels du bâtiment (voir figure 3.14). L'approche a été validée avec les données obtenues pour la ville de Nice (France).

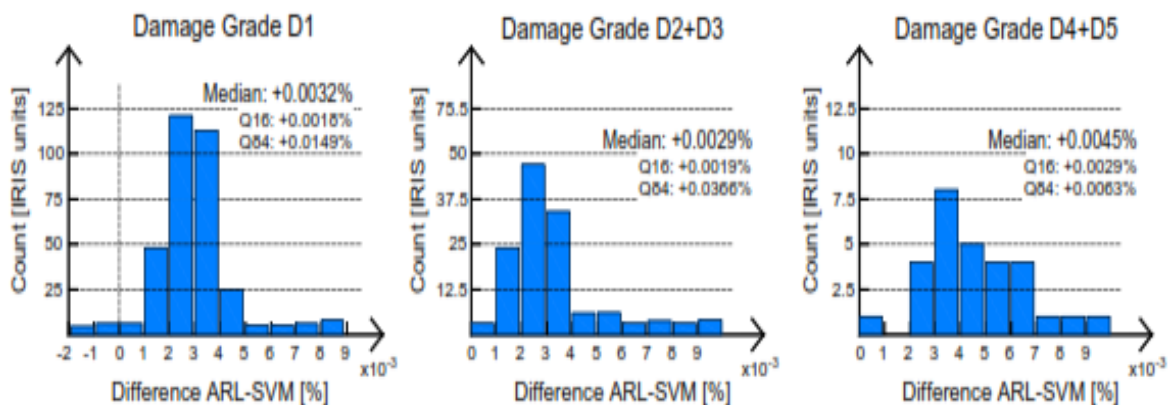


Figure 3.14 : Comparaison entre les dommages estimés par la méthode (ARL) et (SVM). Léger dommage D1 (à gauche), dégâts modérés (en milieu), dégâts graves (à droite) [63].

L'objectif de SVM était de produire un modèle (basé sur les données d'apprentissage) qui prédit des valeurs cibles pour des données test. Les SVM sont principalement utilisés pour les problèmes de classification de 2 classes. Dans sa forme fondamentale, il s'agit d'un classificateur binaire et linéaire, c'est-à-dire résultante d'une classification utilisant une fonction hyperplan linéaire (voir figure 3.15).

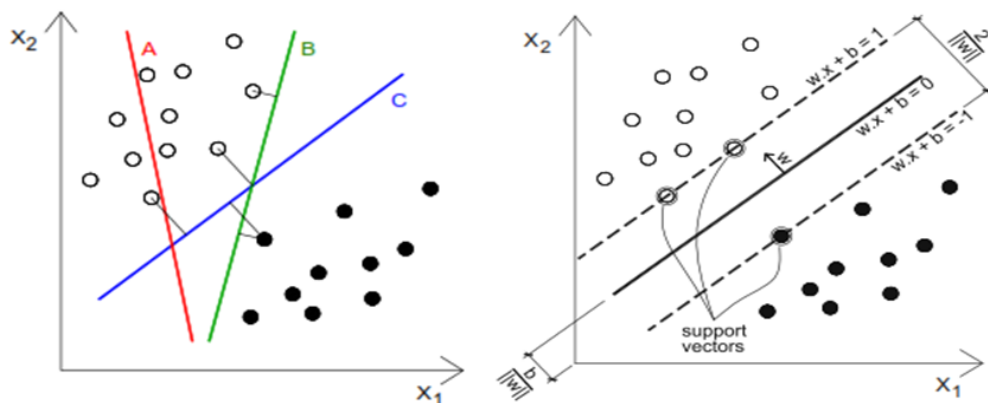


Figure 3.15 : Différents hyperplans de séparation du SVM et l'équation dans l'espace d'entrée qui définit les poids synaptiques [63].

3.5. Conclusion

Ce chapitre a permis de rappeler les propriétés principales des réseaux de neurones utilisés dans la suite de ce travail. L'algorithme d'apprentissage supervisé de la rétro-

propagation du gradient dans ses différentes versions a été exposé, en se basant sur les avantages et les inconvénients de chacune de ces versions.

De ce fait, on va utiliser un RNA de type feed-forward (MLP) avec une couche cachée et une fonction d'activation tangente hyperbolique. L'algorithme de la rétro-propagation du gradient est à préconiser pour l'apprentissage. L'approche neuronale va être utilisée dans les chapitres suivants pour prédire les différents dommages des composants structurels.

A la lumière des travaux cités dans ce chapitre, on peut conclure que les réseaux de neurones artificiels peuvent être un outil qui permet d'évaluer les dommages structurels des constructions et qui peuvent donner des approximations encourageantes. L'utilisation de la technique neuronale s'avère intéressante quand le nombre des données prises en compte est important.

L'un des principaux objectifs de ce travail de recherche est de déceler les paramètres (groupe des composants) d'entrée qui contrôlent mieux le dommage global des constructions. Trois groupes de composants vont être utilisés dans la prévision des dommages structurels. La dernière étape de la validation de ce modèle neuronal est la confrontation avec d'autres modèles trouvés dans la littérature. Dans le chapitre suivant, on va élaborer le premier modèle neuronal qui va être consacré à l'évaluation du dommage global des structures.

CHAPITRE 4

LA MISE AU POINT DE LA METHODOLOGIE PAR LE RESEAU DE NEURONES (RNA)

4.1. Introduction

Le but des RNAs dans cette étude, est de dériver le dommage structurel global à partir des dommages observés sur chaque élément des composants de la structure (voir figure 2.1). En fait, à l'exception des typologies très simples, il n'existe pas encore une analyse détaillée de la structure en mesure d'étudier rigoureusement les effets de dommages des composants en fonction du dommage global de la structure. Cependant, plusieurs mécanismes de défaillance peuvent se produire pendant le séisme. Ils résultent de plusieurs composants de défaillance possible de la structure.

Afin de prédire ces conséquences et avoir des résultats plus proches aux résultats expérimentaux (inspecteurs), il est opportun de trouver un modèle explicite et implicite qui exprime la défaillance ou le dommage global de la structure « D_{th} », en fonction des dommages individuels de chaque composant de la structure [44], [68].

Ce chapitre constitue la principale partie de la thèse. Il présente la méthodologie suivie pour le développement, l'adaptation et le calibrage du réseau de neurones pour l'évaluation des dommages post-sismiques des bâtiments comme il est indiqué dans la figure 4.1. Ce chapitre aborde essentiellement les étapes d'ajustement des paramètres internes du réseau tel que l'architecture, la fonction d'activation, le format des données, l'algorithme d'apprentissage, le taux d'apprentissage et les critères d'arrêt d'apprentissage.

Les réseaux de neurones utilisés dans ce projet ont été programmés sur Matlab (version R2014b) [42]. Ce logiciel de calcul dispose déjà de plusieurs modules qui facilitent plusieurs tâches liées à la création, l'entraînement, et la simulation des réseaux de neurones. Plusieurs modifications ont été apportées au programme de ces modules afin de les adapter aux caractéristiques spécifiques de ce projet. Ces modifications ont touché essentiellement les critères d'arrêt de la phase d'apprentissage et l'adaptation du réseau au format des

données. Plusieurs auteurs ont étudié ces adaptations et des règles empiriques sont parfois considérées [31], [34], [43], [69].

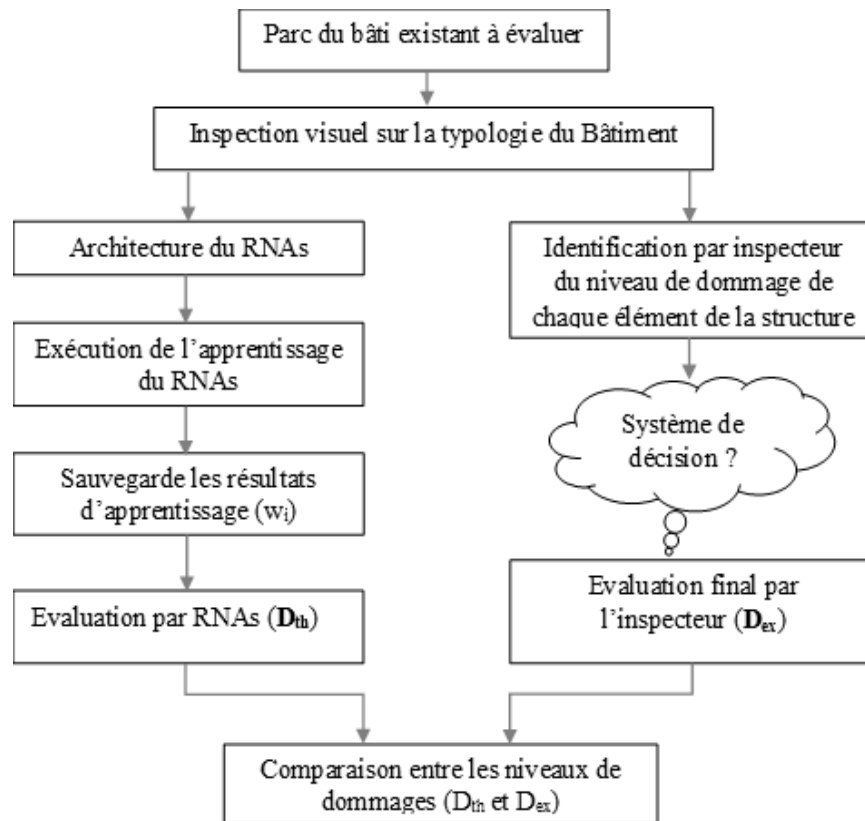


Figure 4.1 : Méthodologie de développement du système d'automatisation des dommages par les RNAs.

4.2. Préparation des paramètres externes du réseau (base de données)

Les données utilisées en entraînement doivent contenir une description représentative de chaque paramètre d'entrée. Toutefois, il n'existe pas une règle générale pour définir le nombre de données d'entraînement. Plusieurs auteurs ont étudié l'effet de la taille du groupe d'apprentissage sur la performance de la prédiction [49], [69].

4.2.1. Préparations des groupes d'apprentissage

Dans ce projet, plusieurs combinaisons possibles entre les dommages globaux et individuels (composants) ont été étudiées afin d'identifier la meilleure relation entre eux. Comme on l'a déjà expliqué chapitre 3 (voir figure 2.1 et tableau 2.3), les dommages individuels (composants) observés lors de l'inspection sur le terrain par l'inspecteur sont cités

comme des valeurs entières allant de 1 (très faible ou pas de dommage) jusqu'à 5 (très grave ou complètement démoli), comme indiqué dans la figure 2.1 et le tableau 4.1 [10] [44] :

- Les dommages D_I , D_V , D_H et D_R pour les composants «structuraux », respectivement : fondations, éléments porteurs, système de contreventement et toitures.
- Les dommages D_{ST} , D_{FL} , D_{IN} et D_{EX} pour les composants «non-structuraux » respectivement : les escaliers, les remplissages extérieures, les éléments intérieurs et les éléments extérieurs.
- Les dégâts géotechniques (bloc « S » tels que les défauts de glissements, de liquéfaction, etc.) et la régularité du bâtiment (bloc "F" tels que la typologie de la disposition et de l'élévation) sont évalués qualitativement comme "Oui / Non" ou "Bonne / Moyenne / Mauvaise" (voir figure 2.1). Jusqu'à présent, elle n'a pas été abordée pour les enquêtes antérieures sur le traitement automatique des fiches d'évaluation des dommages [10], [44] [57]. On doit alors transformer de manière pertinente les informations qualitatives en dommages quantitatifs correspondants dénotés D_S et D_F , respectivement. Ensuite, nous proposons un RNAs avec quatre architectures facultatives :

Dans cette étude quatre groupes (options) ont été définis pour tester le réseau :

- Option 1 - Groupe structurel G_S : Afin de déterminer le dommage global de la structure D_{th} de l'ensemble des « composants structuraux », le nombre total de paramètres d'entrée est $n = 4$:

$$\begin{cases} D_{th} = D_{th}(D_I, D_V, D_H, D_R) \\ D_i \in \{D_I, D_V, D_H, D_R\} \text{ avec } i=1 \dots 4 \end{cases} \quad (4.1)$$

- Option 2 - Groupe non-structurel G_{nS} : Afin de déterminer le dommage global de la structure D_{th} de l'ensemble des « composants non-structuraux ou secondaires », le nombre total de paramètres d'entrée est $n = 4$:

$$\begin{cases} D_{th} = D_{th}(D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX}) \\ D_i \in \{D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX}\} \text{ avec } i=1 \dots 4 \end{cases} \quad (4.2)$$

- Option 3 - Groupe structurel et non-structurel G_{S+nS} : Afin de déterminer le dommage global de la structure D_{th} de l'ensemble des « composants structuraux et non-structuraux », le nombre total de paramètres d'entrée est $n = 8$:

$$\begin{cases} D_{th} = D_{th}(D_I, D_V, D_H, D_R, D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX}) \\ D_i \in \{D_I, D_V, D_H, D_R, D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX}\} \text{ avec } i=1 \dots 8 \end{cases} \quad (4.3)$$

- Option 4 – Groupe des paramètres entiers G_{S+nS+Q} : Le nombre total de paramètres d'entrée étant $n = 10$:

$$D_{th} = D_{th}(D_I, D_V, D_H, D_R, D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX}, D_S, D_F) \quad (4.4)$$

Bien qu'il pourrait être utile d'étudier la contribution supplémentaire de ces éléments qualitatifs (Q : D_S et D_F) sur les dommages structurels global final, nous ne les considérons comme des paramètres d'entrée au stade actuel.

Tableau 4.1 : les composants des paramètres d'entrées et leurs catégories de dommages.

Groupe des composants	Composant	Dommage des composants	Valeur du dommage
G_S	Fondations	D_I	Valeurs entiers $D_i \in \{1; 2; 3; 4; 5\}$
	Éléments porteurs	D_V	
	Système de contreventement	D_H	Avec i : paramètre du composant de la structure
	Toitures	D_R	
G_{nS}	Escaliers	D_{ST}	
	Remplissages extérieures	D_{IN}	
	Éléments intérieurs	D_{FL}	
	Éléments extérieurs	D_{EX}	
G_Q	Dégâts géotechniques	D_S	Valeur booléenne (Oui/Non)
	Régularités du Bâtiment	D_F	Valeur qualitative : {Bonne; Moyenne; Mauvaise}

À la suite du tremblement de terre qui a frappé la région d'Alger (séisme de Boumerdès, 2003), l'enquête sur le terrain menée par diverses institutions a procédé à une évaluation des dommages de l'ensemble des bâtiments installés dans la région proche de l'hypocentre. Des enquêtes supplémentaires concernent certaines unités bâties dans des zones situées à des distances hypo centrales plus importantes. Une base de données a

recueilli 69 530 formulaires d'évaluation post-séisme remplis par des techniciens et des ingénieurs formés [10], [44].

Afin d'étudier l'efficacité du RNAs proposée, un ensemble avec un nombre total de 3614 bâtiments a été extrait : il concerne la zone hypo centrale, c'est-à-dire la ville de Boumerdès. Ils correspondent à divers types : habitations, écoles, hôpitaux, etc. Les dommages globaux observés D_{ex} sont indiqués dans le tableau 4.2 et la figure 4.2.

Tableau 4.2 : Nombre de constructions expertisées et leurs catégories de dommages (D_{ex}).

Catégorie de dommage : D_{ex}	1	2	3	4	5
Couleur	vert clair	vert foncé	orange clair	orange foncé	rouge
Nombre de constructions (total : $N_L=3\ 614$)	17	1 881	966	657	93

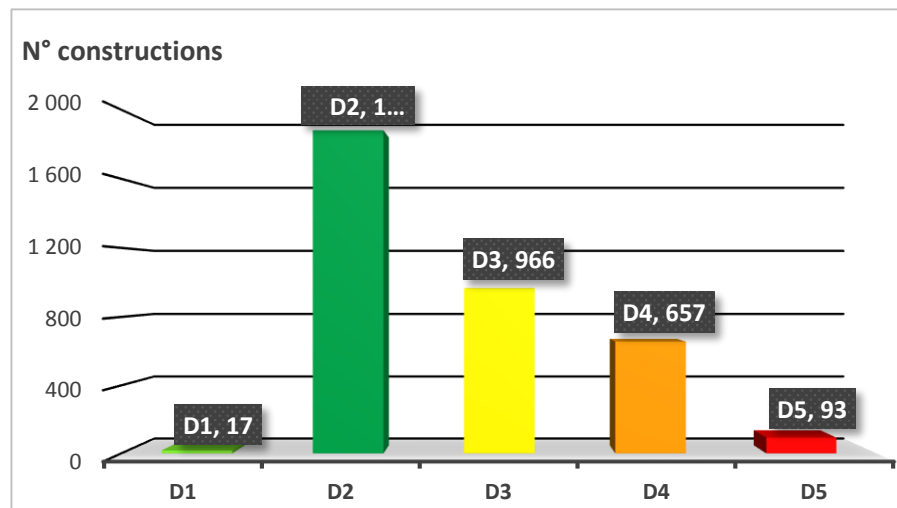


Figure 4.2 : Nombre de constructions expertisées en fonction de la catégorie de dommages (D_{ex}) (séisme Boumerdès 2003).

Au total, 3614 constructions par catégorie de dommage (voir figure 4.2), ont été utilisées pour l'entraînement et la validation du réseau de neurones RNAs. Ces constructions ont été répartir aléatoirement en sous-ensembles distincts : apprentissage (70%), validation (15%) et test (15%). Chaque sous-ensemble contient un nombre égal de constructions pour chaque dommage. Les rôles de chacun de ces ensembles dans le processus d'entraînement sont :

- Le premier sous-ensemble est «ensemble d'apprentissage» est utilisé pour optimiser itérativement les poids du RNAs (la recherche d'une optimisation locale), comme il est indiqué dans le chapitre 3.
- Le deuxième sous-ensemble nommé "ensemble de validation croisée" est utilisé pour améliorer itérativement les valeurs du RNAs (recherche d'une optimisation globale), obtenues lors de l'étape de formation. Cette étape minimise les erreurs résiduelles.
- Cet ensemble est l'étape de la mise à jour des poids du RNAs, est ensuite utilisé pour l'étape de prédiction, à savoir la dernière étape. Il utilise le troisième sous-ensemble nommé "test set" ou "set de prédiction". L'efficacité du RNAs obtenu est ensuite étudiée en comparant ses prédictions avec les valeurs observées, à savoir les dommages globaux prévus du RNAs (D_{th}) par rapport aux dommages globaux observés (D_{ex}) cité par l'inspecteur lors de son enquête sur le terrain.

4.3. Configuration du réseau (RNAs)

Comme nous avons vu dans le chapitre 3, la méthode neuronale est très vaste dans sa sélection de ces paramètres de configuration. Cependant l'utilisation d'une telle méthode pour l'approximation de la fonction (D_{th}) nécessite la vérification des points suivants :

- Choisir une architecture, des fonctions d'activation et un algorithme d'apprentissage préliminaires.
- Choisir la méthode d'ajustement et de régularisation pour éviter le problème de sur apprentissage (chapitre 3).
- Choisir le nombre de neurones optimal au niveau de la couche cachée,
- Mener des tests de l'influence des paramètres des composants de la structure, afin de sélectionner les paramètres pertinents à conserver.
- Faire une étude critique sur les différentes fonctions d'activation usuelles,
- Utiliser la méthode d'apprentissage adéquate pour une convergence rapide et stable du modèle.

4.3.1. Choix d'architecture

Le nombre de neurones au niveau d'entrée et au niveau de sortie est généralement préétabli par la nature du problème. Ainsi, le nombre de neurones au niveau d'entrée

correspond au nombre de paramètre de dommages des composants de la structure (fondation, voile, toiture, escalier... etc.). D'autre part, le nombre de neurones au niveau de sortie est égal au nombre du dommage global du bâtiment. Les seuls paramètres à varier sont le nombre de couches cachées « l » et le nombre de neurones par couche cachée « h ».

Pour une application donnée, le nombre de couches cachées ainsi que le nombre de neurones dans la couche cachée, ils dépendent principalement de la quantité et de la complexité des données. Cependant, une architecture qui donne de bons résultats pour une application donnée ne peut être déterminée que d'une façon expérimentale. En outre, une architecture optimale trouvée pour une application spécifique ne peut pas garantir la même performance dans d'autres applications.

Dans cette étude, nous avons testé plusieurs architectures pour évaluer l'effet de ce paramètre sur le comportement du réseau. Le but de cette étape est de chercher la meilleure précision avec une architecture la plus légère possible. La recherche de la plus petite architecture permet de diminuer le temps d'entraînement et de la prédiction. En fait, l'augmentation de la taille de l'architecture augmente considérablement le temps nécessaire pour l'apprentissage puisque le temps d'entraînement est directement proportionnel au nombre de neurones du réseau.

Plusieurs auteurs ont signalé des résultats consensuels et empiriques sur le nombre optimal de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche [34], [53], [69]. Comme nous avons étudié trois options pour l'ensemble des paramètres d'entrée, une analyse de sensibilité a été effectuée afin de trouver le meilleur nombre de neurones (h) dans chaque couche cachée et le nombre de couche cachées selon une série de tests de convergence proposés par diverses études [1], [18], [25], [67]. L'analyse de sensibilité a également montré que le nombre optimal de couches cachées est « $l = 1$ » [32]. La figure 4.3 montre la simulation de notre modèle neuronal par le programme Matlab 2014.

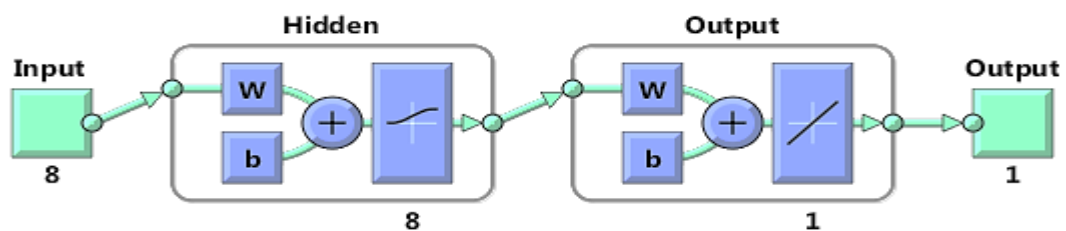


Figure 4.3 : Simulation du modèle neuronal du groupe G_{S+nS} (composants structurel et secondaires).

Vu le comportement aléatoire du réseau au cours de la recherche de l'erreur minimale, une approche possible, pour choisir la meilleure architecture, consiste à pénaliser l'architecture la plus complexe [21]. Pour cela nous avons utilisé deux approches de comparaisons pour les trois options proposées dans cette étude. Les tableaux 4.3 et 4.4 donnent la comparaison des résultats du nombre de neurones dans la couche cachée de l'option 3 (groupe : G_{S+nS}) qui correspond à 8 paramètres d'entrée qui a été citée au-dessus de cette partie.

Tableau 4.3 : Résultats de χ_r^2 (MSE) de l'option 3 pour différentes architectures de RNAs.

Nombre de neurones dans la couche cachée (option 3)	χ_r^2 (MSE)		
	Validation	Test	Apprentissage
2	0,19	0,22	0,19
4	0,17	0,20	0,16
8	0,15	0,17	0,14
13	0,16	0,17	0,152
30	0,17	0,17	0,149
50	0,17	0,20	0,14
100	0,29	0,23	0,146

La première approche correspond à la performance du modèle (MSE). Plus la performance est grande, plus l'écart entre la sortie du modèle et la sortie mesurée est faible. Le tableau 4.3 et la figure 4.3 représentent respectivement les valeurs des MSE calculées pour un réseau à différents nombres de neurones dans la couche cachée (2, 4, 8, ..., 100). La raison pour laquelle nous avons calculé le MSE même pour la phase test est de s'assurer que le modèle neuronal garde l'aspect de généralisation des résultats, donc de vérifier que l'écart de l'erreur de la phase de validation et la phase test n'est pas trop important. A cet effet, le RNAs sélectionné est celui qui présente un faible écart pour la phase de validation et la phase test. Cela correspond à un nombre de neurone égal à 8 pour l'option 3 G_{S+nS} (figure 4.3).

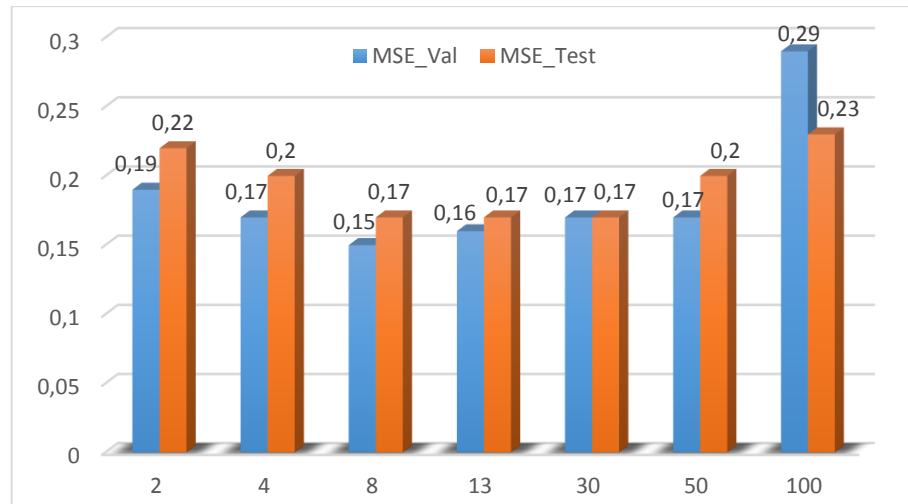


Figure 4.4 : Comparaison entre la performance (MSE) de validation et test en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée.

Une deuxième approche possible, pour choisir la meilleure architecture, consiste à pénaliser l'architecture la plus complexe. Pour cela on peut utiliser le critère d'information d'Akaike (AIC) proposé par Akaike 1974 [1] et le critère d'information bayésien (BIC) de Schwarz 1978 [67]. Le but du choix du nombre de neurones dans la couche cachée est de déterminer le nombre minimum de degrés de libertés (poids synaptiques) dans le réseau de neurones, dont les formules sont :

$$AIC_w = N_{appr} \times \log MSE + 2 \times K_w \quad (4.5)$$

$$BIC_w = N_{appr} \times \log MSE + K_w + K_w \times \log N_{appr} \quad (4.6)$$

Avec :

N_{appr} : nombre de constructions utilisé pour l'apprentissage ;

K_w : le nombre de paramètres à estimer (dans notre cas K_w représente le nombre de neurones dans la couche cachée) ;

MSE : Erreur quadratique moyenne des résidus.

Dans la formulation des critères on reconnaît deux termes :

- Le premier terme correspond à la performance du modèle : plus la performance est grande, plus l'écart entre la sortie du modèle et la sortie mesurée est faible, donc plus son logarithme est petit.

- Le deuxième terme exprime la complexité du modèle, qui est proportionnelle au nombre de paramètres de celui-ci.

A partir de ces paramètres on peut obtenir le meilleur modèle qui assure à la fois un bon apprentissage et qui est ajusté pour prédire les données futures. Le but du choix du nombre de neurones dans la couche cachée est de déterminer le nombre minimum de degrés de liberté (poids synaptiques) dans le réseau de neurones. Le tableau 4.3 donne quelque exemple d'architectures utilisées pour déterminer les résultats des paramètres AIC_w et BIC_w .

Tableau 4.4 : Résultats des critères AIC_w et BIC_w de l'option 3 pour des différentes architectures de RNAs.

Nombre de neurones dans la couche cachée (option 3)	AIC_w	BIC_w
2	-1005,74	-1001,45
4	-1106,23	-1097,64
8	-1137,47	-1120,30
13	-1119,41	-1091,51
30	-1097,53	-1033,15
50	-1095,42	-988,11
100	-969,90	-755,29

On remarque dans la figure 4.4 que le même type de réseau de neurones de 8 neurones dans la couche cachée pour l'option 3 donne des valeurs faibles pour les deux critères d'information AIC_w et BIC_w . Cette figure montre aussi que l' AIC_w et le BIC_w donnent les mêmes types d'informations. Le nombre de neurones dans la couche cachée à prendre pour notre modèle de l'option 3 est de 8 neurones dans la couche cachée, qui correspondent aux nombres des composants de notre bâtiment à évaluer.

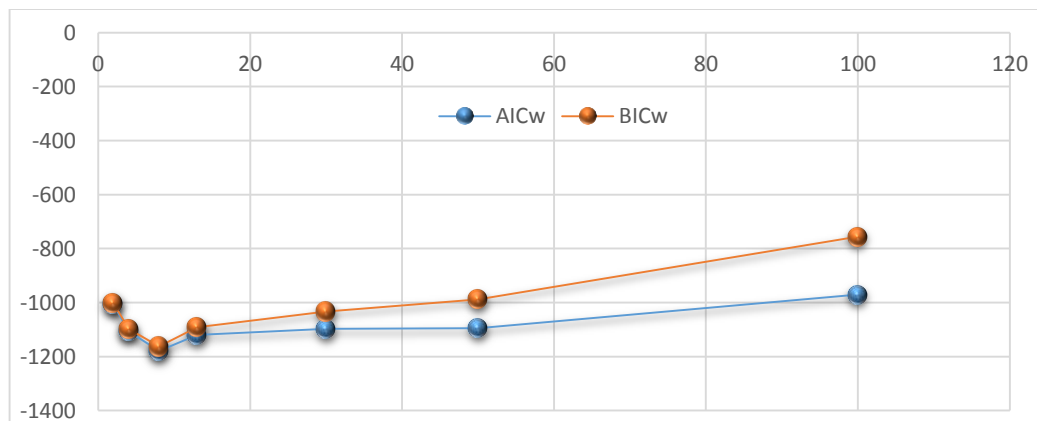


Figure 4.5 : Comparaison entre AIC_w et BIC_w en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée pour l'option 3.

Pour le reste de notre étude, nous avons retenu une architecture avec une seule couche cachée pour les trois options proposées dans ce travail, ayant un nombre de neurones égal au nombre de neurones du niveau d'entrée. Ce choix nous donne, par exemple, un réseau de 4 neurones dans la couche cachée avec 4 neurones au niveau d'entrée et 1 neurone au niveau de sortie qui représente le dommage théorique D_{th} . L'utilisation d'un nombre de neurones cachés égal au nombre de neurones au niveau d'entrée a été aussi suggérée par [32]. Ce choix nous permet aussi de réduire le temps nécessaire pour la prédiction de notre modèle neuronal.

4.3.2. Choix de la fonction d'activation

Le choix de la fonction d'activation est une étape importante dans l'élaboration d'un modèle neuronal, puisque c'est cette fonction généralement non linéaire qui traite la base de données et donne la forme fonctionnelle au modèle final. Dans cette étude un RNAs à une couche cachée est adopté. Le choix de la fonction d'activation se fait pour la couche cachée et la couche de sortie [34], [43], [52]. La fonction d'activation permet de normaliser les sorties de neurones dans un intervalle prédéfini grâce à sa forme asymptotique (tableau 3.1). Les sorties de neurones sont échelonnées sur un intervalle [0 1] par la fonction sigmoïde (équation 4.7) ou sur un intervalle [-1 1] si on utilise la fonction tangente hyperbolique (équation 4.8).

- La fonction Logistique Sigmoïde :

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (4.7)$$

- La fonction Tangente Hyperbolique sigmoïde :

$$f(x) = \frac{1 - e^{-2x}}{1 + e^{-2x}} \quad (4.8)$$

Suite à plusieurs tests d'apprentissage avec les fonctions d'activation, les résultats obtenus ont montré que la précision obtenue avec une fonction Tangente hyperbolique est légèrement supérieure avec celle obtenue avec la fonction Sigmoïde. Nous avons donc conservé la fonction d'activation Tangente hyperbolique (équation 4.8) dans les différentes couches du réseau de neurones.

4.3.3. Normalisation des paramètres d'entrée et sortie

Afin d'assurer un bon fonctionnement du réseau, les données présentées à l'entrée et à la sortie doivent être normalisées. Cette opération garantit une réponse significative de la fonction d'activation. C'est-à-dire, pendant l'ajustement des poids, la sortie ajustée de chaque neurone doit refléter les ajustements initiaux. Ceci nous permet d'éviter que de petits changements dans l'entrée du réseau génèrent de grands changements à la sortie

Généralement, les bornes de la normalisation peuvent soit être $[0 \ 1]$ soit entre $[-1 \ +1]$, selon la fonction d'activation. Comme nous avons choisi dans cette étude la fonction d'activation de type Tangent-hyperbolique, la normalisation des valeurs d'entrée (dommage des composants D_i^*) et sorties (dommage global D_{th}) sont entre -1 et 1 par une équation linéaire :

$$D_i^* = 2 \cdot \frac{(D_i - D_{\min})}{(D_{\max} - D_{\min})} - 1 \quad (4.9)$$

Avec :

D_i^* : Dommage normalisé ;

D_{\min} et D_{\max} : Sont les valeurs de dommage des composants les plus faibles et les plus importantes, respectivement.

4.3.4. Choix du type de l'algorithme de la rétro-propagation du gradient

L'algorithme d'apprentissage par rétro propagation a été utilisé avec succès dans plusieurs applications. Avec l'algorithme de rétro propagation, les valeurs des poids sont ajustées et affinées continuellement tout au long de la phase d'apprentissage. Au cours de cette phase, les poids du réseau sont corrigés de manière à minimiser l'erreur au carré (MSE) entre la réponse calculée par le réseau et la réponse attendue. Les valeurs les plus adéquates de ces poids sont obtenues par un processus d'optimisation itérative pendant la phase d'apprentissage.

Généralement, l'erreur calculée sur le groupe d'apprentissage diminue continuellement au cours de l'entraînement. Toutefois, une longue phase d'entraînement diminue la capacité de généralisation du réseau en l'adaptant uniquement aux données de

l'apprentissage. Ce phénomène est appelé le surentraînement ou «overfitting» en anglais. Les poids obtenus vont servir à l'évaluation de dommage de chaque composant de la structure.

Plusieurs paramètres interviennent au cours de la phase d'apprentissage (voir figure 4.6) Ces paramètres sont liés au fonctionnement interne de l'algorithme de rétro propagation. Ils sont : le taux d'apprentissage, le momentum, la fonction d'activation et les critères d'arrêt d'apprentissage. De nombreuses études ont permis de mieux comprendre l'influence de ces paramètres et d'en améliorer le choix. Nous présentons dans les paragraphes suivants les tests effectués pour l'optimisation de ces paramètres. Cette étape a permis de choisir la configuration idéale du réseau avant d'étudier l'apport de chaque intrant à la performance de la prédiction par réseau de neurones. À cette fin, l'algorithme le plus habituel basé sur la méthode de déformation de la rétro-propagation de Levenberg-Marquardt est adopté [39] [53].

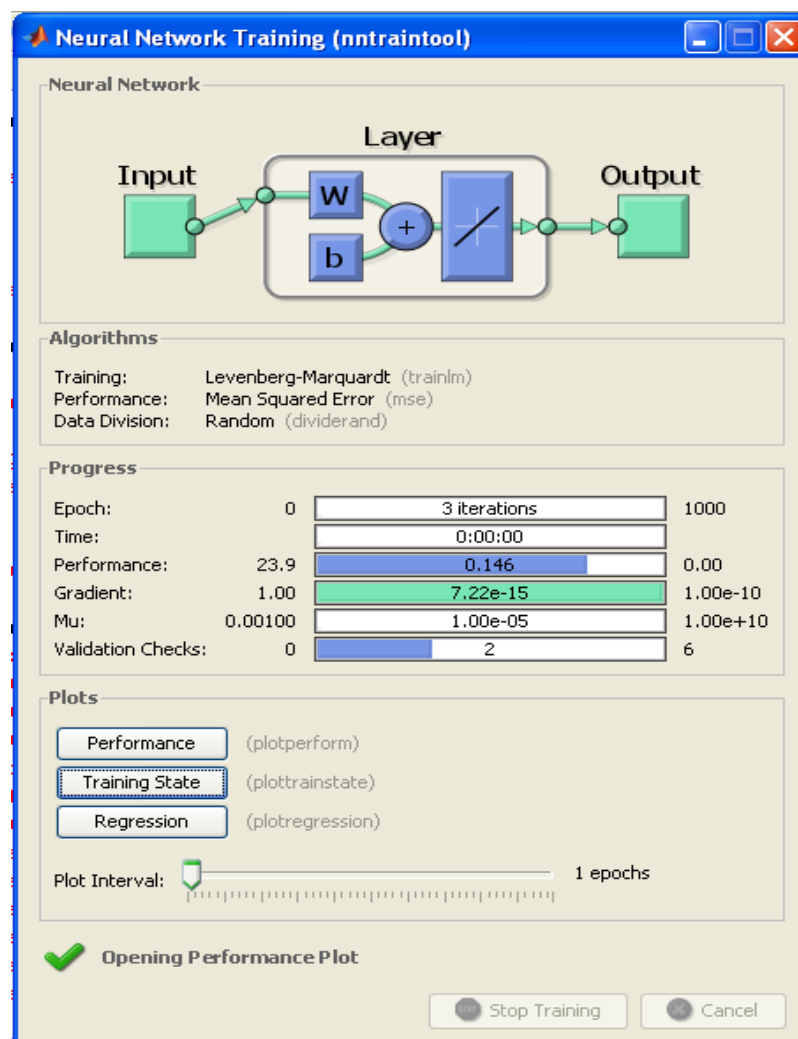


Figure 4.6 : Panneau de visualisation des paramètres d'apprentissage du RNAs.

4.3.4.1. Taux d'apprentissage

Le taux d'apprentissage est de faible magnitude il est compris entre $[0, 1]$, il permet de calculer le changement à apporter aux valeurs des poids après chaque itération. La valeur de ce taux affecte considérablement la performance de l'algorithme d'apprentissage. Dans le cas quadratique, les lignes de contour ont une forme elliptique comme à la figure 5.6. Lorsque le taux est faible (figure 5.6 (a)), la trajectoire est continue mais peut converger lentement vers l'optimum. Avec un taux plus moyen (figure 5.6 (b)), les pas sont plus grands mais peuvent avoir tendance à osciller. On atteint normalement l'optimum plus rapidement lorsque le taux est trop élevé, l'algorithme peut diverger (figure 5.6 (c)).

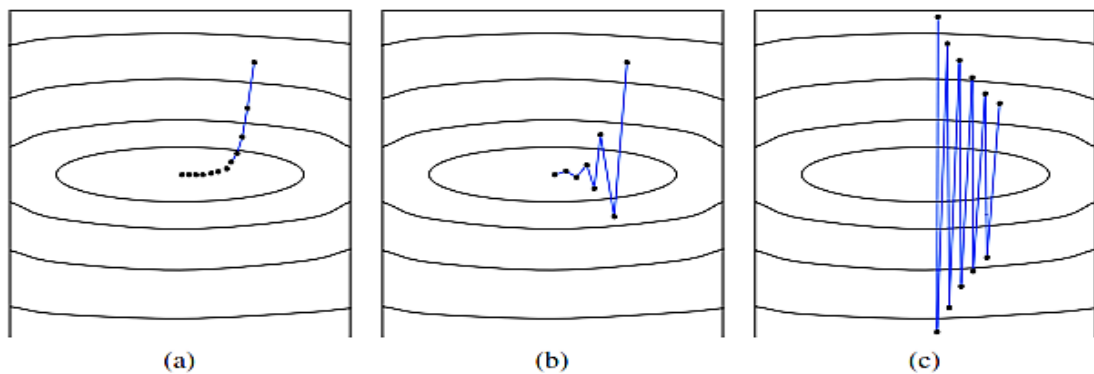


Figure 4.7 : Trajectoire de la descente du gradient pour différents taux d'apprentissage : (a) taux faible ; (b) taux moyen ; (c) taux (trop) élevé [29].

La valeur du taux d'apprentissage (α) est spécifique pour chaque application. Il est généralement optimisé au début de la phase d'entraînement par des méthodes d'essais-erreurs. Plusieurs valeurs de (α) ont été utilisées dans des applications des réseaux de neurones. Parmi celles-ci, Pierce et al. (1994) [60] ont trouvé le meilleur compromis avec un taux égal à 0,1 afin de garder un apprentissage. Dans une autre étude, Bruzzone et al. (1997) [11] ont testé plusieurs taux d'apprentissage pour classifier, ils ont obtenu la meilleure précision avec un taux d'apprentissage égal à 0,01.

D'autres auteurs ont établi des formules empiriques inspirées du fonctionnement interne du réseau. Pour éviter l'instabilité du réseau de neurones, McClelland et Rumelhart (1986) ont suggéré que le taux d'apprentissage (α) soit égal à l'inverse du nombre total de neurones dans le réseau (n) soit :

$$\alpha = \frac{1}{n} \quad (4.10)$$

Après avoir testé plusieurs valeurs du taux d'apprentissage, en adoptant un taux d'apprentissage $\alpha = 0,01$ [29], le réseau devient plus exposé aux risques d'oscillation ce qui implique une augmentation du nombre d'itérations nécessaires pour la convergence du réseau.

4.3.4.2. Le momentum

Le Paramètre momentum (β) a été ajouté à la règle généralisée de delta (voir équation 3.31) par Rumelhart et al. (1986) [66]. Une façon d'améliorer l'algorithme de retro propagation est de rajouter un terme d'inertie dont le rôle d'éviter tout risque de divergence ou des oscillations pendant la trajectoire de la descente du gradient. Ce paramètre, qui varie entre 0 et 1, mesure l'effet de l'itération précédente sur l'itération en cours. Le momentum produit deux effets distincts selon la situation. Premièrement, lorsque la trajectoire du gradient a tendance à osciller comme indiqué à la figure 4.5 (c), il contribue à la stabiliser en ralentissant les changements de direction. Deuxièmement, lorsque le gradient courant pointe dans la même direction que le gradient précédant, le terme d'inertie contribue à augmenter l'ampleur du pas dans cette direction et donc à accélérer la convergence.

La valeur de momentum varie d'une application à une autre mais elle est rarement inférieure à 0,6. Par exemple, Pierce et al. (1994) ont utilisé un momentum égal à 0,9 pour augmenter le lien entre les itérations pendant l'apprentissage. Cette valeur a été aussi utilisée par Hagan et al. 2014 et plusieurs auteurs, donc on retenue cette valeurs pour la suite de notre travail.

4.3.5. Critères d'arrêt d'apprentissage

Dans cette étude, nous avons utilisé la technique Arrêt prématuré (Early Stopping - [66]). Le principe de cette méthode est de suivre l'évolution de l'erreur sur une base de validation afin de comparer les performances des modèles du point de vue de leur aptitude à généraliser. Les itérations sont arrêtées lorsque l'erreur calculée sur la base de validation commence à croître. L'ensemble des données est divisé en trois parties distinctes : une base d'apprentissage, une base de test et une base dite de « validation croisée ». Cette dernière est utilisée pendant l'apprentissage afin d'examiner le comportement du réseau pour des

données qui lui sont inconnues. Ainsi, l'apprentissage est arrêté lorsque l'erreur sur cette base de validation croisée atteint un minimum (figure 4.6). Cette figure présente l'erreur en fonction du nombre d'itérations : exemple du processus d'apprentissage pour l'élaboration du modèle de prédiction du dommage global de la structure pour le groupe 3 : G_{S+nS} (composants structurel et secondaires).

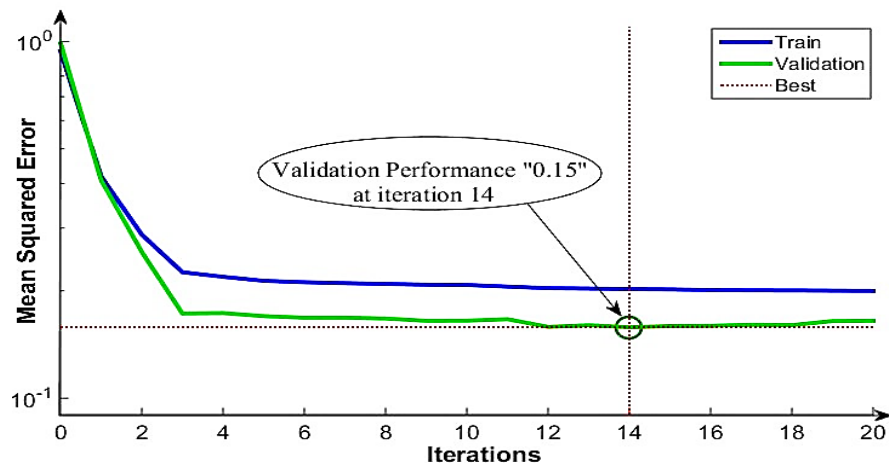


Figure 4.8 : Exemple d'évolution de l'erreur d'apprentissage et de validation pour chaque itération du groupe 3 (option 3).

Sur cette figure on remarque que lorsque le modèle n'est pas trop ajusté aux données de l'apprentissage, l'erreur sur la base de validation et d'apprentissage diminue ensemble. Au-delà d'une certaine itération (au voisinage 14, voir figure 4.6) le modèle commence à être sur-ajusté, la fonction de coût sur la base d'apprentissage continue de diminuer, alors que cette fonction sur la base de validation augmente. La base test est utilisée pour évaluer la performance du modèle sélectionné.

4.3.6. Mesure de la performance

Après l'arrêt d'apprentissage, nous procédons à vérifier la performance du réseau. Le sous-ensemble considéré pour optimiser RNAs : il correspond à la phase d'apprentissage. Généralement, 60-80% de la base de données entière sont consacrés à cette phase d'apprentissage. Si le réseau arrive à prédire correctement les dommages correspondants de ce groupe des composants avec une précision acceptable, on peut dire que le réseau est opérationnel. Dans le cas contraire, il faut recommencer l'apprentissage. Les poids adéquats du RNAs sont dérivés de la minimisation de l'erreur moyenne quadratique :

$$\chi_r^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{N_L} \varepsilon_k^2 \quad (4.11)$$

Avec :

$$\varepsilon_k = D_{ex,k}^* - D_{th,k}^* \quad (4.12)$$

Où :

N_L = nombre de constructions considérées pour la phase d'apprentissage ; ε_k = erreur entre les dommages expérimentaux $D_{ex,k}^*$ et les dommages théoriques $D_{th,k}^*$ (simulée par les RNAs pour le k -ième construction, $k=1..N_L$, avec $i=1..n$, et n représente le nombre total des entrées, pour notre cas n représente les dommages de chaque élément de la structure étudiée.

Un autre moyen de vérifier la performance du réseau avec un troisième groupe de données (groupe test). Ce groupe est constitué d'un ensemble de constructions qui n'ont pas servi à l'apprentissage et qui n'ont joué aucun rôle dans la prise de décision dans l'arrêt de l'apprentissage. Le groupe test est utilisé uniquement pour mesurer la performance du réseau après l'arrêt de l'apprentissage. Les dommages globaux observés (D_{ex}), indiqués par l'inspecteur lors de l'enquête sur le terrain, sont comparés aux dommages globaux (D_{th}) prévus par le réseau neuronal (RNAs) au cours de l'étape d'essai, c'est-à-dire pour 15% de la base de données. Les dommages prévus sont tracés par rapport aux valeurs expérimentales. Le coefficient de corrélation linéaire utilisé pour cette comparaison est défini comme suit :

$$R = \frac{\sum_{k=1}^{N_L} (D_{ex,k} - \bar{D}_{ex})(D_{th,k} - \bar{D}_{th})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{N_L} (D_{ex,k} - \bar{D}_{ex})^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^{N_L} (D_{th,k} - \bar{D}_{th})^2}} \quad (4.13)$$

Où : N_L = nombre de constructions considérées pour le sous-ensemble (soit 70% du nombre total dans la base de données pour l'apprentissage, 15% pour la phase de validation, 15% également pour la phase test et 100% l'analyse complète de la base de données de l'ensemble) ; $D_{ex,k}$ sont les dommages observés et prévus respectivement pour la k construction où $k = 1..N_L$; $D_{th,k}$ sont les valeurs de dommages moyens observées et prédites respectivement.

4.4. La mise au point du modèle neuronal pour l'évaluation des dommages structurels

Le modèle neuronal élaboré dans la section précédente a pour but l'évaluation des dommages structurels. La méthode de réseau de neurones artificiels est une méthode d'apprentissage a pour mission l'obtention des matrices de poids [W]. On veut maintenant élaborer une relation de forme d'équation matricielle de prédiction du dommage global du (D_{th}) en fonction des composants structuraux et non-structuraux (D_i). Cette relation mathématique ne dépend pas du « programme Matlab», et elle est facilement utilisable en pratique par les ingénieurs et les techniciens du bâtiment. Les principales étapes pour déterminer cette relation explicite suivies pendant l'apprentissage du réseau neurones et l'architecture du réseau neuronal artificiel adopté pour notre étude sont décrites dans la suite de ce chapitre.

La forme générale du résultat RNAs est le dommage global exprimé comme suit :

$$D_{th} = D_{th}(D_i, i = 1..n) \quad (4.14)$$

Où : $n = 4$ ou 8 selon l'option sélectionnée comme décrit dans le paragraphe 4.2.1 (équations : (4.1) ; (4.2) et (4.3)) dans ce chapitre.

Selon les différentes études dans ce chapitre sur les principales caractéristiques qui devraient avoir un RNAs adéquat, nous adoptons l'architecture et le diagramme décrits dans la figure 4.7 :

- ***Normalisation et conditionnement des composants observés :***

Les entrées sont les dommages subis par les composants observés par l'inspecteur lors de son étude sur le terrain, désigné pour un usage général D_i avec $i = 1..n$, voir le tableau 4.1. Pour obtenir une meilleure convergence et des raisons de conditionnement, ces paramètres d'entrées sont transformés en dommages normalisés à l'intérieur de l'intervalle $[-1 \ 1]$:

$$\begin{cases} D_{min} = 1 \\ D_{max} = 5 \end{cases} \quad (4.15)$$

$$D_i^* = 2 \cdot \frac{(D_i - D_{min})}{(D_{max} - D_{min})} - 1 \quad (4.16)$$

Où : D_i^* le dommage normalisé. D_{\min} et D_{\max} sont les valeurs de dégâts les plus faibles et les plus élevées, respectivement.

- Sélection du nombre de neurones (h) et le nombre de couches cachées (l) :

Comme nous avons étudié les trois options pour l'ensemble des bâtiments des paramètres de contrôle (entrée), l'analyse a montré que le meilleur nombre de neurones (h) dans la couche cachée correspondant a « $h = n$ », soit $h = 4$ ou 8 où le dommage structurel global est expliqué par un ensemble de 4 ou 8 variables d'entrée, respectivement, voir les équations (4.1), (4.2) et (4.3). L'analyse a montré aussi que le nombre optimal de couche cachée est de « $l = 1$ ».

- Couches cachées - combinaison des entrées et les résultats cachés des neurones :

Chaque neurone parmi les neurones (h), dans la couche cachée, adopte une combinaison de paramètres d'entrée normalisés. Ainsi, pour la combinaison linéaire qui est généralement adoptée, le « j » neurone génère le « j » composant X_j ($j=1\dots h$),

$$X_j = W_{0j}^1 + \sum_{i=1}^n (W_{ij}^1 \cdot D_i^*) \quad (4.17)$$

Exprimé aussi sous la forme matricielle :

$$\underline{X} = \underline{W}_0^1 + (\underline{W}^1)^T \cdot \underline{D}^* \quad (4.18)$$

Où les poids W_{0j}^1 et W_{ij}^1 (avec $j=1\dots h$, $i=1\dots n$), prendront des valeurs initiales générées de manière aléatoire, jusqu'à ce qu'elles atteignent leurs valeurs optimales finales par la procédure d'optimisation itérative détaillée dans le chapitre 3 (l'algorithme de la rétro-propagation du gradient).

La dimension des vecteurs et des matrices sont : ($hx1$) pour les vecteurs \underline{X} et pour le vecteur d'entrée des dommages normalisés \underline{D}^* , et (nxh) pour la matrice des poids pondérés \underline{W}^1 avec sa matrice transposée $(\underline{W}^1)^T$.

Ce vecteur intermédiaire \underline{X} est donc transformé, grâce à une fonction d'activation $f_a(\cdot)$, (expliqué au paragraphe précédentes) dans un vecteur de dommages normalisé intermédiaire \underline{Y} , auquel le « j » composant ($j=1\dots h$) est exprimé comme suit :

$$Y_j = f_a(X_j) \quad (4.19)$$

La fonction d'activation tangente hyperbolique est considérée comme une fonction de normalisation de l'équation (4.16), elle est exprimée comme suit :

$$f_a(X_j) = \tanh(X_j) \quad (4.20)$$

de sorte que :

$$Y_j = \frac{1 - e^{-2.X_j}}{1 + e^{-2.X_j}} \quad (4.21)$$

De manière similaire au processus de pondération, décrit dans l'équation (4.18), un deuxième processus de pondération est ensuite appliqué pour le vecteur intermédiaire \underline{Y} . Lorsque nous avons sélectionné une seule couche cachée, la couche de sortie est exprimée comme suit :

$$Z = W_0^0 + \sum_{j=1}^h (W_j^0 . Y_j) \quad (4.22)$$

Exprimer aussi comme :

$$Z = W_0^0 + (\underline{W}^0)^T . \underline{Y} \quad (4.23)$$

Lorsque les poids W_0^0 et W_j^0 (avec $j=1\dots h$), atteignent leurs valeurs optimales finales par la procédure d'optimisation itérative détaillée dans les parties précédentes, la dimension des vecteurs \underline{W}^0 et \underline{Y} étant $(h \times 1)$ tandis que $(\underline{W}^0)^T$ est la matrice transposée de \underline{W}^0 .

De manière similaire de la fonction d'activation décrite dans les équations (4.19) et (4.20), le résultat de la sortie finale qui représente la prédiction théorique du dégât global normalisé est obtenu comme suit :

$$D_{th}^* = f_a(Z) \quad (4.24)$$

- La sortie du réseau neuronal et prévision de dégâts globaux

En utilisant le même principe de la normalisation (dé-normalisation) décrit dans l'équation (4.16), la valeur théorique du RNAs pour la prédiction du dommage structurel global est exprimée comme suit :

$$D_{th} = D_{\min} + \frac{1}{2} (1 + D_{th}^*) (D_{\max} - D_{\min}) \quad (4.25)$$

Le modèle développé montre que la sortie finale est une fonction non-linéaire des paramètres entrés (dommages des composants) :

$$D_{th} = D_{\min} + \frac{(D_{\max} - D_{\min})}{1 + e^{-2 \left[W_0^0 + \sum_{j=1}^h W_j^0 \cdot \frac{1 - e^{-2 \left(W_{0j}^1 + \sum_{i=1}^n W_{ij}^1 \cdot D_i^* \right)}}{1 + e^{-2 \left(W_{0j}^1 + \sum_{i=1}^n W_{ij}^1 \cdot D_i^* \right)}} \right]}} \quad (4.26)$$

Cette relation exprime le dommage global du bâtiment (D_{th}) en fonction des paramètres d'entrées qui représentent les dommages de chaque composant de la structure (D_i) pondérés par la matrice des poids [w] obtenue par l'apprentissage de notre modèle neuronal (RNAs).

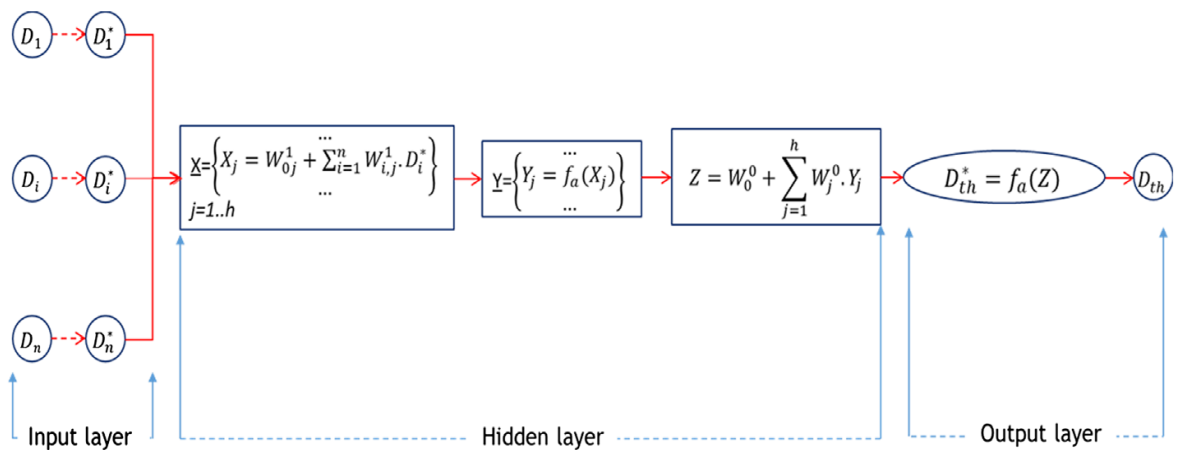


Figure 4.9 : Procédure et architecture du réseau neuronal artificiel (RNAs) adopté.

4.5. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes étapes effectuées pour la préparation et la configuration du réseau de neurones (RNAs) à la phase finale du projet. Le modèle neuronal élaboré dans cette partie a pour but, l'estimation des dommages post-sismiques (D_{th}). Traduire ce modèle neuronal en une équation de poids simple, est une étape essentielle pour avoir un système pratique. Les équations de base qui représente le (D_{th}), sont schématisées dans la figure 4.9. Après la phase d'apprentissage on obtient des matrices des poids synaptiques pour chaque modèle de RNAs, sont les matrices de la couche cachée et la couche de sortie.

Comme il est indiqué ci-dessus, l'ensemble de la base de donnée est divisé en trois sous-ensembles, Le sous ensemble de l'apprentissage et de validation, cette dernière est utilisée pendant l'apprentissage afin d'examiner le comportement du réseau pour des données qui lui sont inconnues. Ainsi, l'apprentissage est arrêté lorsque l'erreur sur cette base de validation atteint un minimum. Et le dernier sous ensemble et le test il est utilisé pour évaluer la performance de notre système neuronale (RNAs) sur l'évaluation des dommages.

Ces étapes ont permis d'optimiser les paramètres internes du réseau. Tous ces paramètres seront utilisés pour évaluer l'effet des paramètres externes au réseau (le dommage des composants structurels et secondaires) sur la précision de la prédiction du dommage global de la structure (D_{th}) et comparées aux dommages expérimentaux (D_{ex}) données par les inspecteurs. Cette dernière étape du projet sera présentée au chapitre suivant.

CHAPITRE 5

VALIDATION ET APPLICATION DU MODELE RNAs

5.1. Introduction

Ce chapitre décrit l'aboutissement final de cette recherche doctorale. Il présente les étapes suivies pour l'optimisation des paramètres externes du réseau de neurones et l'évaluation de leur apport à la performance générale de l'évaluation du dommage global du bâtiment à travers les composants structuraux. Les paramètres externes au réseau constituent les entrées du réseau. Ils sont les dommages des composants de chaque paramètre de la structure selon les options proposées dans la section précédente (Chapitre 4).

5.2. Paramètres d'entrée du modèle neuronal

L'optimisation des paramètres externes du réseau de neurones consiste à choisir la meilleure combinaison (groupe) possible comme des entrées à présenter au réseau. Ceci se fait en évaluant l'effet de chaque groupe des composants sur la précision de la prédiction comme il est indiqué dans la figure 5.1.

Au cours de l'enquête sur le terrain, le personnel technique et les ingénieurs doivent marquer la catégorie finale de dégâts globaux de la structure (D_{ex}) selon les catégories de dommages aux composants qu'ils ont identifiés pour chacun des composants structurels, les composants secondaires ou non structurels et aussi les dommages qualitatifs (géotechnique et géométrie), voir figure 2.1. Nous considérons donc trois groupes pour déterminer les dégâts globaux de différents sous-groupes de composants, à savoir :

- Groupe des éléments structuraux : G_S (voir l'équation (4.1))
- Groupe des éléments secondaires ou non structurels : G_{nS} (voir l'équation (4.2))
- Groupe des éléments structuraux et secondaires : G_{S+nS} (voir l'équation (4.3)).

Les résultats obtenus au chapitre 4 montrent que le nombre optimal de neurones (h) est égal au nombre de paramètre d'entrées (composants) considérés dans chaque groupe donc :

- $h = 4$: pour les groupes (G_S) et (G_{nS}) dont quatre composants pilotent le dommage global (D_{ex})

- $h = 8$: pour l'ensemble du groupe (G_{S+nS}) dont huit composants pilotent le dommage global (D_{ex}).

La sélection des paramètres d'entrées dans notre modèle de réseaux de neurones joue un rôle primordial dans l'obtention d'une prévision performante. Dans cette étude, les entrées du réseau ont été choisies parmi un ensemble de 3614 constructions (Boumèrdes 2003) réparties comme suit :

- Le sous-ensemble de l'apprentissage qui contient 70% des données disponibles.
- Le sous-ensemble de validation qui contient la moitié des données restantes, c'est-à-dire 15% du contenu de la base de données.
- Le sous-ensemble de test qui contient donc les 15% de la base de données.

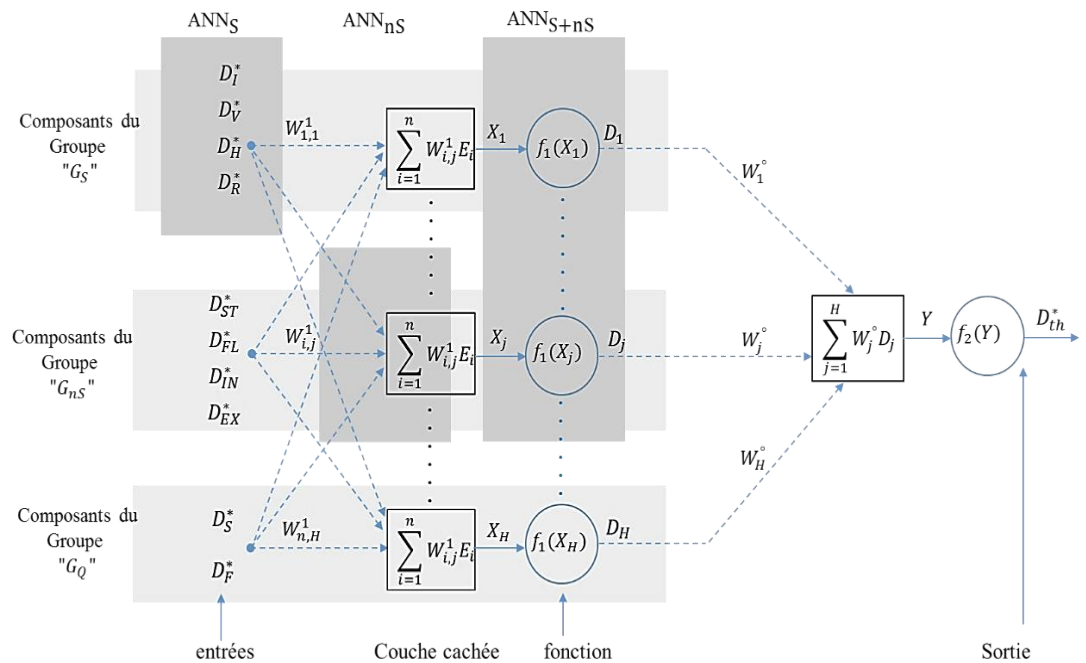


Figure 5.1 : Le modèle du réseau de neurones adopté pour l'optimisation des paramètres d'entrées de chaque groupe des composants de la structure.

Plusieurs combinaisons de ces données ont été testées pour mesurer leurs effets conjugués sur la précision des résultats. Le choix de ces paramètres d'entrées doit tenir compte de l'apport de chaque source d'information (éléments structuraux comme : système

de contreventement, toiture et etc. et éléments secondaires comme : escaliers, balcon, etc.) à l'identification du dommage global de la structure (D_{th}). Le choix de la meilleure combinaison doit offrir la meilleure précision afin de minimiser les coûts de réparations des structures endommagées.

5.3. Comparaison entre les prédictions observées et théoriques du RNAs

Cette section présente les résultats de prédictions obtenus pour différentes combinaisons de paramètres d'entrées (composants). Afin d'évaluer l'effet des composants structurels sur la performance de l'évaluation, nous avons effectué trois tests de performance en variant le groupe des composants structurels. Le réseau de neurones utilisé dans ces tests est composé de trois niveaux (voir figure 5.1). Chaque niveau (ou groupe) représente une combinaison des éléments d'entrée de RNAs (voir figure 2.1).

Pour chaque combinaison, nous avons présenté l'évolution des erreurs moyennes au carré χ_r^{2*} (voir équation (4.11)) calculées à partir des groupes apprentissage et validation en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée. Un suivi de cette évolution nous permet de comprendre le comportement du réseau face à un groupe d'entrée et de voir si le processus d'apprentissage est capable d'aboutir à une convergence de l'erreur.

Le tableau 5.1 et les figures (5.2), (5.3) et (5.4) montre la comparaison entre l'évolution de l'erreur pour chaque groupe de composants et le nombre de neurones dans la couche cachée.

Tableau 5.1 : Validation du RNAs, l'erreur (χ_r^{2*}) en fonction du nombre optimal de neurones (h) pour chaque groupe de paramètre d'entrées.

Nombre de neurones : (h)	2	4	8	15	30	50	100
Groupe G_S : χ_r^{2*}	0,25	0,2	0,24	0,24	0,21	0,22	0,3
Groupe G_{nS} : χ_r^{2*}	0,42	0,34	0,39	0,41	0,4	0,39	0,38
Groupe G_{S+nS} : χ_r^{2*}	0,25	0,23	0,15	0,22	0,2	0,2	0,25

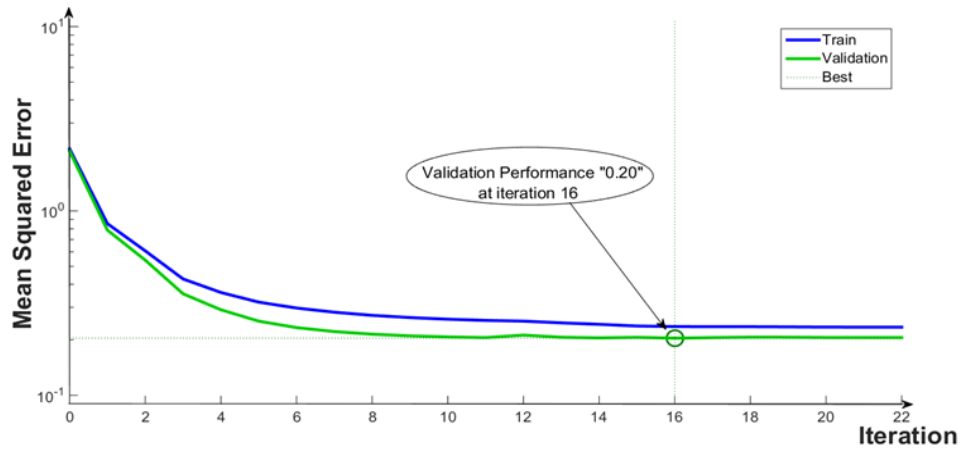


Figure 5.2 : Evolution de l'erreur χ_r^{2*} pendant l'apprentissage et la validation du groupe (Gs).

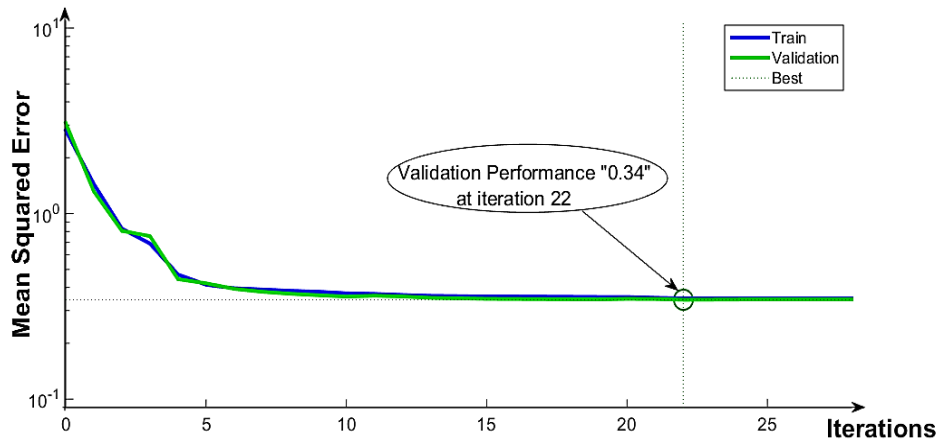


Figure 5.3 : Evolution de l'erreur χ_r^{2*} pendant l'apprentissage et la validation du groupe (G_{ns}).

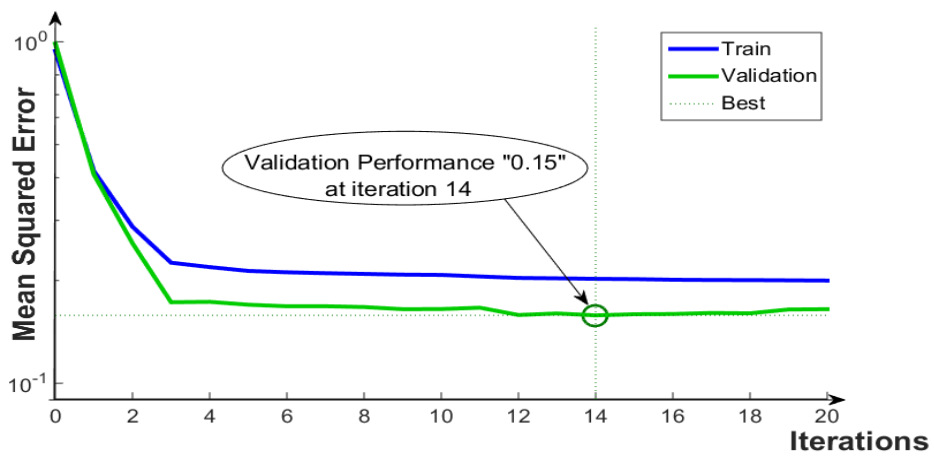


Figure 5.4 : Evolution de l'erreur χ_r^{2*} pendant l'apprentissage et la validation du groupe (G_{s+ns}).

Les courbes de la figure (5.2), (5.3) et (5.4) montrent une bonne convergence du réseau entraîné avec un nombre de neurones dans la couche cachée égale au nombre de paramètres d'entrées de chaque groupe de composants de la structure ($h=n$). Les deux erreurs (apprentissage et validation) suivent le même cheminement au cours de toutes les itérations d'apprentissage, on remarque que l'écart entre les deux erreurs est presque nul. Ce qui prouve le bon entraînement du réseau. La décision d'arrêter l'apprentissage sera par conséquent prise dès que l'erreur de validation enregistre une croissance. Ainsi, les valeurs de poids conservées pour la mesure de la performance du réseau seront celles calculées à l'arrêt de l'apprentissage ($G_S = 22$ itérations, $G_{NS} =$ itérations et $G_{S+NS} = 14$ itérations).

Le choix de la combinaison ou du groupe des composants de la structure entre dans le cadre de la recherche du meilleur compromis économique qui offre une évaluation rapide et plus performante possible avec un nombre minimal des éléments structurels. La figure 5.4 du groupe G_{S+NS} montre que le réseau a obtenu une bonne convergence et atteint une erreur très satisfaisante (0,15). Cette erreur est inférieure à celles obtenues avec les deux groupes G_S et G_{NS} (groupe des éléments structuraux et groupe des éléments secondaires).

La performance du réseau a été aussi évaluée pour chaque groupe avec le coefficient de corrélation linéaire (R) de l'équation (4.13). Cette évaluation permet de mesurer l'apport entre les dommages globaux observés (D_{ex}), indiqués par l'inspecteur lors de l'enquête sur le terrain, et les dommages globaux (D_{th}) prédits par le réseau neuronal au cours de l'étape de test, c'est-à-dire pour les 15% de la base de données. Le tableau 5.2 et les figures (5.5), (5.6) et (5.7) présentent la comparaison des trois groupes des composants et leur performance de prédiction pour la phase d'apprentissage, validation et test.

Tableau 5.2 : Comparaison entre les dommages prévus et observés : coefficient de corrélation (R).

<i>Coefficient de Corrélation R (%)</i>	Apprentissage	Validation	Test	Toute la base de données
Sub-group G_S $D_{th} = D_{th}(D_I, D_V, D_H, D_R)$	82	84	80	82
Sub-group G_{NS} $D_{th} = D_{th}(D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX})$	71	70	70	71
Sub-group G_{S+NS} $D_{th} = D_{th}(D_I, D_V, D_H, D_R, D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX})$	85	87	87	86

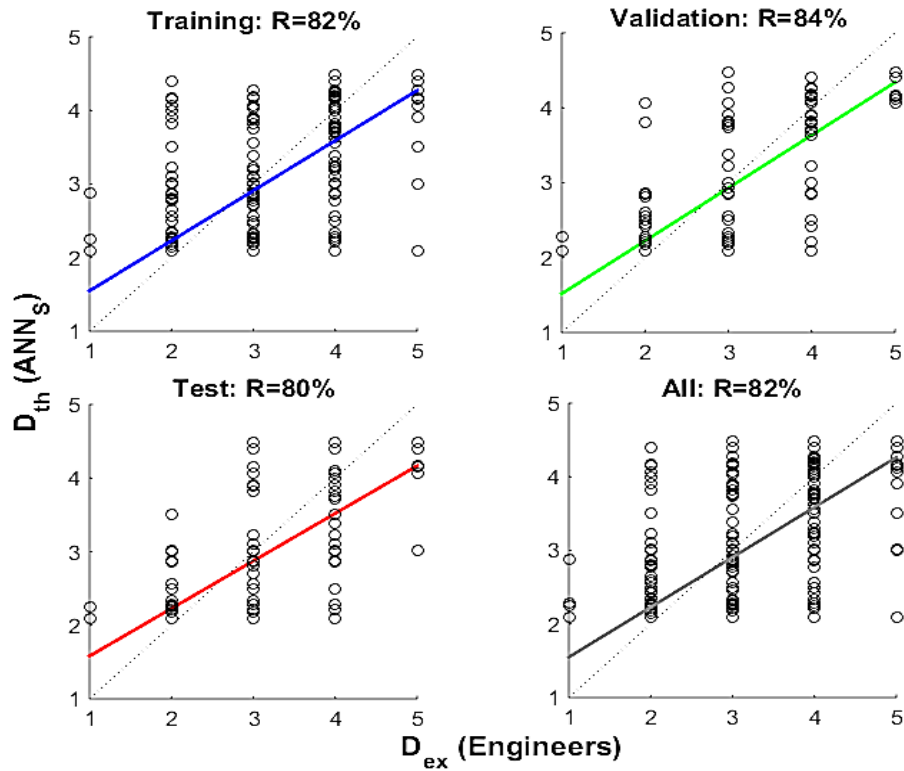


Figure 5.5 : Les dommages prévus et observés : coefficient de corrélation (R) du groupe G_s.

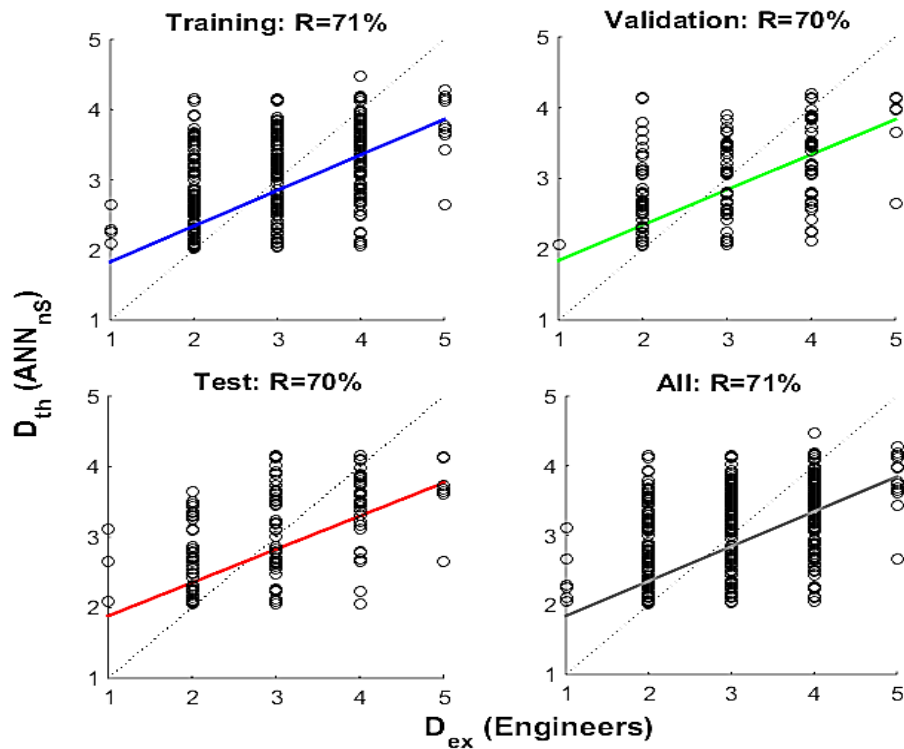


Figure 5.6 : Les dommages prévus et observés : coefficient de corrélation (R) du groupe G_{ns}.

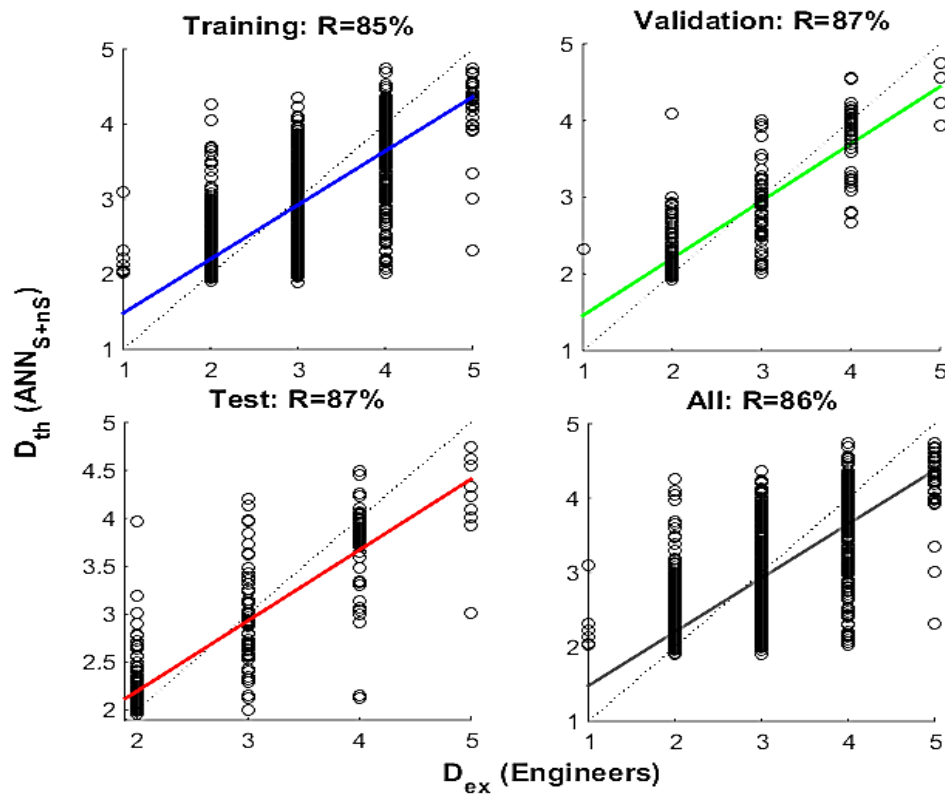


Figure 5.7 : Les dommages prévus et observés : coefficient de corrélation (R) du groupe G_{S+nS} .

Les précisions obtenues avec les trois groupes des composants considérés comme des paramètres d'entrées pour l'évaluation du dommage global de la structure dans la phase test sont très satisfaisantes :

- 80% du groupe G_S
- 70% du groupe G_{nS}
- 87% du groupe G_{S+nS} .

D'après les résultats obtenus, on peut tirer que :

- Le groupe des éléments secondaires, bien qu'il influence sur le coût final des réparations, influe sur les dommages globaux, mais la prédiction manque de précision.
- Le groupe des éléments structurels, qui influence sur la résistance résiduelle et les coûts de renforcement, influence grandement les dégâts globaux. La prédiction est acceptable et efficace.

- Toutes les combinaisons de composants structurels et secondaires (G_{S+nS}) fournit de très bonnes prévisions (plus de 87% de corrélation). Dans certains cas, il ne serait pas facile pour l'inspecteur de décider de la catégorie de dommages final lorsque les dommages se situent à la limite supérieure d'une catégorie et à la limite inférieure de la catégorie suivante. La prédiction du réseau neuronal peut alors être très utile pour l'inspecteur de décider de la catégorie finale du dommage global. Par rapport aux méthodes existantes pour le traitement automatique, telles que des méthodes probabilistes qui fournissent une corrélation égale à 80% (Mebarki et al. 2014 [44]), le réseau neuronal semble présenter une très bonne précision.

Une analyse de séparabilité a été effectuée dans cette partie qui montre le taux d'influence de chaque composant sur le dommage global de la structure. La réalisation de cette analyse permet d'évaluer à priori l'apport de chaque composant sur la performance de la prédiction.

5.4. Taux d'influence de chaque composant sur le dommage global de la structure

Après la phase d'apprentissage, on obtient une matrice dite matrice des poids de dimension $[n \times h]$. n représente dans notre cas le nombre de composants de la structure pour le groupe G_{S+nS} (n égal à 8), tandis que h (colonne des poids) est le nombre de neurones dans la couche cachée qui est égal aussi à 8. Les poids synaptiques qui relient les composants et la couche cachée du réseau sont utilisés pour mesurer le taux d'influence en pourcentage de chaque composant $P(D_i)$. Le taux d'influence $P(D_i)$ est défini :

$$P(D_i) = \frac{\sum_{j=1}^{n_h} |W_{ij}^h|}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n_h} |W_{ij}^h|} \% \quad (5.1)$$

Avec : $P(D_i)$: taux d'influence du paramètre ; W_{ij} : le poids synaptique de connexion entre le neurone i de la couche d'entrée et le neurone j de la couche cachée ; h : couche cachée ; n_h : le nombre de neurone dans la couche cachée ; n : le nombre de composant.

La figure 5.8 montre que les composants les plus influents sur le dommage global de la structure sont : D_V : éléments porteurs (charge verticales) = 17,64%, après c'est l'élément de contreventement $D_H = 15,18\%$. Suivi respectivement par la toiture $D_R = 12,77\%$, l'élément secondaire (éléments intérieur) $D_{EX} = 12,33\%$, l'élément infrastructure (voile-poteau) $D_I=11,45\%$ et les remplissages extérieurs $D_{FL} = 11,12\%$. Tandis que les éléments

extérieurs et les escaliers donnent des pourcentages faibles de 9%. Ainsi on constate que la meilleure combinaison est le groupe des composants structuraux par un taux d'influence de 57% et le reste 43% pour la combinaison des éléments secondaires.

Cette observation confirme une autre fois la supériorité du notre modèle RNAs dans la prévision des dommages. Dans ce cas, l'influence des éléments structuraux et principalement les éléments porteurs et de contreventement joue un rôle positif dans l'évaluation des dommages par les ingénieurs.

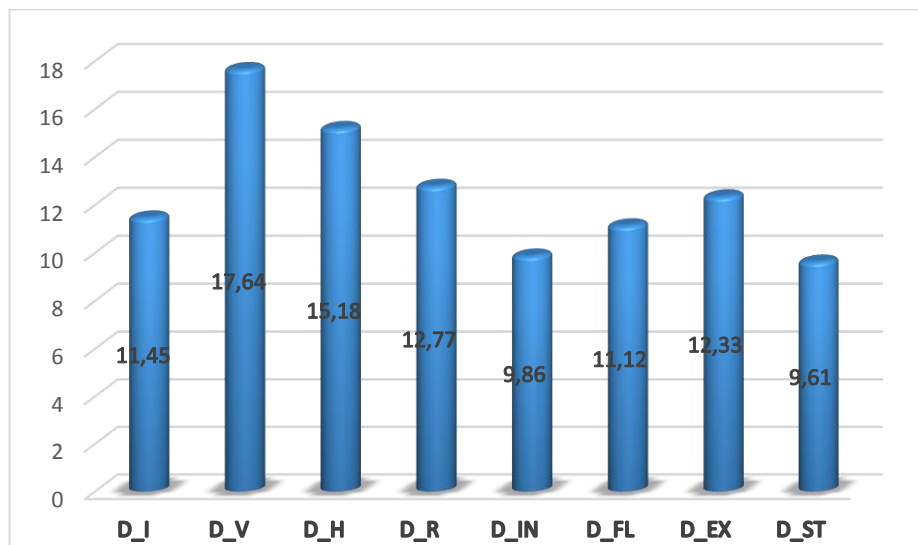


Figure 5.8 : Taux d'influence de chaque composant sur le dommage global de la structure.

5.5. Comparaison des résultats

Une comparaison entre les valeurs prédites par notre modèle RNAs et les valeurs expérimentales (inspecteurs) a été effectuée sur la totalité des constructions endommagées (3614 constructions). La figure 5.9 indique cette précision en fonction des fréquences cumulées entre les dommages observés (D_{ex}) et les dommages théoriques (D_{th}).

La meilleure précision a été observée avec la combinaison du groupe G_{S+nS} (87% de corrélation avec les résultats expérimentaux). Le choix de cette combinaison entre dans le cadre de la recherche du meilleur compromis économique qui offre une évaluation la plus performante possible avec un temps minimal.



Figure 5.9 : Comparaison des fréquences cumulées des dommages observées et prédites par les RNAs.

L'analyse des résultats montre aussi une comparaison des résidus des fréquences cumulées des dommages, entre les dommages expertisés par les inspecteurs (D_{ex}) et les résultats prédits par notre système neuronal (D_{th}). La figure 5.10 montre cette comparaison qui fournit le nombre de cas où la catégorie théorique de dommage est égale à la valeur expérimentale, soit $(D_{ex}) = (D_{th})$ et également le nombre de cas où les résidus ($|D_{th} - D_{ex}| \leq 1$).

Pour les dommages D1 et D5, il y a lieu de remarquer qu'il y a un écart significatif entre les pourcentages réels et simulés par le modèle RNAs. Il n'est pas toujours facile pour les inspecteurs de classer de manière rigoureuse les deux catégories lorsque l'état du dommage se trouve à la limite des deux catégories. Il est délicat de décider exactement si les dommages devraient être à la catégorie de dommages (1 ou 2) et (4 ou 5) par une inspection visuelle rapide, beaucoup de cas étant à la frontière entre deux catégories voisines. Cette situation peut aboutir à des résultats différents entre les dommages réels expertisés par les ingénieurs. Le diagnostic ou l'évaluation des dommages $D_C=1$ et $D_C=5$ sur le terrain nécessitent une certaine qualification et une expérience.

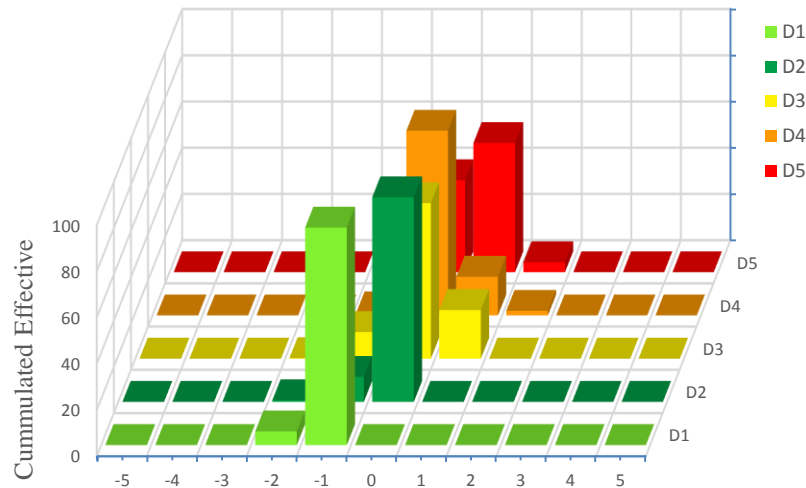


Figure 5.10 : Les résidus des fréquences cumulée des catégories de dommage ($|D_{th} - D_{ex}|$).

5.1. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons essayé de déterminer le dommage global des bâtiments en fonction de trois groupes de différents composants structurels à savoir :

- Groupe des éléments structuraux : G_S
- Groupe des éléments secondaire ou non structurel : G_{nS}
- Groupe des éléments structuraux et secondaires : G_{S+nS}

La mise au point de la méthode de réseaux de neurones artificiels (RNAs) présentée dans le chapitre 4 a été utilisée dans cette partie. Trois systèmes ont été mis en application, à savoir ANN_S , ANN_{nS} et ANN_{S+nS} en fonction de chaque groupe de composants, pour comparer la performance de notre modèle RNAs sur 3614 constructions expertisées par des inspecteurs dans la ville de Boumerdès (séisme de Boumerdès 2003, Mw = 6,8). Il a été démontré que ANN_{S+nS} présente une capacité de précision avec un coefficient de corrélation de 87% dans l'ensemble des constructions expertisées.

Le deuxième objectif dans ce chapitre, est de montrer avec l'utilisation de notre modèle neuronal, le taux d'influence de chaque composant de la structure sur le dommage global de la construction en fonction des poids obtenus par la phase d'apprentissage.

Finalement, la méthode neuronale peut être un moyen rapide, pratique et très bénéfique pour l'estimation des dommages des constructions, et de remplacer le comportement inspecteur d'une tel décision complexe.

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

1. Conclusion

Afin de prédire les conséquences post-sismiques sur les constructions, il est opportun de maîtriser les paramètres influents sur la vulnérabilité du bâti pour la réduction de pertes humaines et matérielles pour des séismes futurs tout en permettant des actions de renforcement de structures existantes et une meilleure gestion de la crise post-sismique. Dans ce contexte, la présente étude consiste à la mise au point d'une approche d'évaluation des dommages des constructions post-sismique ont utilisant les systèmes de Réseau de Neurones Artificiels (RNAs) comme un outil d'aide à la décision, pouvant donner des estimations proches et probables selon le contexte du bâti existant en Algérie.

Dans le traitement automatique des fiches d'évaluation des dommages remplis au cours de l'enquête sur le terrain après un séisme, une architecture adéquate est développée par les systèmes de réseau de neurones artificiels (RNAs). Il prédit la catégorie de dommage global de la construction en fonction des dommages identifiés par les inspecteurs (personnel technique formé et ingénieurs civils) sur les principales composantes de la construction: le groupe de composants structurels (infrastructures, éléments porteurs, contreventement, toitures et dalles), et le groupe de composants secondaires (Éléments non structurels: escaliers, remplissages extérieurs, éléments intérieures et éléments extérieurs tels que balcons, cheminées et etc.).

En premier lieu, une méthodologie a été suivie pour la sélection et l'organisation de la base de données des bâtiments endommagés recueillis au cours d'un sondage post-séisme (après le séisme du 21 mai 2003, Mw = 6.8, Algérie), pour valider l'architecture et les paramètres du réseau de neurones (nombre de couches cachées, nombre de neurones dans chaque couche principalement). Un ensemble de 3 614 bâtiments (principalement des logements, des écoles, des hôpitaux et des bâtiments publics dans la zone hypo centrale) a été extrait de la base de données.

En second lieu, l'application et les simulations de l'approche réseaux de neurones ont montrés qu'une seule couche cachée est suffisante pour la convergence de notre modèle avec une fonction tangente hyperbolique est adopté comme fonction d'activation et un algorithme d'optimisation existant, incorporé dans Matlab, a été sélectionné (rétro-propagation du gradient). La couche cachée contient le même nombre de neurones que le nombre de paramètres considérés comme entrée (4 lorsque le groupe des éléments structurels ou secondaires est considéré seul, 8 lorsque les composants structurels et secondaires sont censés être tous influents). Au quatrième chapitre, nous avons donné une grande importance à l'optimisation des paramètres internes du réseau tel que l'architecture, les paramètres d'apprentissage, le groupe des composants (paramètres d'entrées), fonction d'activation... etc. Les différents tests effectués ont montré que même si les paramètres internes du réseau de neurones jouent un rôle non négligeable dans l'optimisation de la méthode, la nature et la qualité des composants de la structure restent les facteurs les plus influents dans la précision d'une prédiction. Ces paramètres affectent principalement l'évolution de l'apprentissage et la vitesse de convergence du réseau.

Dans une troisième partie, une comparaison entre les dommages globaux observés (identifiés par l'inspecteur lors de l'enquête sur le terrain) et les dégâts prévus par le réseau de neurones a été effectuée. Les résultats ont montrés qu'une prédiction basée uniquement sur le groupe des éléments secondaires (elle influence considérablement le coût des réparations) manque de précision (70% de corrélation). La prédiction basée uniquement sur le groupe des éléments structurels (elle influence la capacité résiduelle et les coûts de renforcement) pourrait être considérée comme ayant une précision acceptable (corrélation de 80%) par rapport à d'autres méthodes de traitement automatique existantes (méthodes probabilistes Mebarki 2014 [44]: corrélation de 80% également). Par contre la prévision la plus acceptable et efficace est la prédiction basée sur l'ensemble des effets des composantes structurelles et secondaires, elle fournit des prédictions très bonnes et précises (87% de corrélation).

De toute évidence, il n'est pas toujours facile pour l'inspecteur d'identifier la catégorie finale de dommages car il est plus facile d'identifier les dommages aux composants principaux. Par exemple, dans certains cas, les dommages se situent à la limite supérieure d'une catégorie et à la limite inférieure de la suivante.

Enfin, la prédiction par le réseau de neurones proposé peut alors être très utile pour l'inspecteur (ou ingénieur) de décider de la catégorie de dommages finale. Un réseau de neurones avec l'architecture et les caractéristiques adoptées s'avère être assez précis et utile lors de l'enquête sur le terrain à la suite d'un événement catastrophique (séismes).

2. Perspectives

Pour bien cerner l'effet du dommage des composants sur la précision final, d'autres aspects, comme le groupe supplémentaire présenté dans cette étude tel que les désordres géotechniques (tassements, liquéfactions, et glissements de terrain), la régularité (disposition et élévation) et d'autres angles d'incidences, méritaient une évaluation en regard de leur effet sur la précision de la prédiction.

Les réseaux de neurones ont besoin d'un nombre important de données pour être entraînés adéquatement et pour atteindre une convergence satisfaisante. Pour une extension et une analyse plus approfondie, il convient d'étudier l'efficacité de réseau de neurones sur des ensembles de constructions plus larges, et peut-être trouver des combinaisons adéquates typiques à des structures spécifiques ou des constructions en maçonnerie par exemple. Les mises à jour des bases de données après chaque catastrophe fourniront une meilleure précision.

Finalement, dans une perspective d'avenir, il serait intéressant et relativement facile d'adapter la méthodologie développée dans cette thèse pour l'identification d'autres dommages-intérêts lors de l'enquête post-événement : cas d'inondations, accidents industriels, ponts et accidents d'infrastructures par exemple.

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

1. Akaike H. 1992. Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle. *Foundations and Basic Theory, Perspectives in Statistics 1*: 610-624.
2. ATC-40. 1996. *Seismic Evaluation and Retrofit of Concrete Buildings*. ATC 40, Applied Technology Council, Redwood City, California, United States.
3. Azzouz H, Adib A, Rebzani B. 2005. *Leçon d'un séisme*. Report S.G.P, GENEST, Algeria (in French).
4. Belazougui M, Farsi MN, Remas A. 2003. A short note on building damage, Boumerdès Algeria earthquake of May 21, 2003. *Newsletter N° 20*, European-Mediterranean Seismological Center.
5. Belazougui M. 2008. Boumerdes Algeria Earthquake of May 21, 2003: Damage Analysis and Behavior of Beam-Column Reinforced Concrete Structures. In *Proc. of the 14 World Conference on Earthquake Engineering*, October 12-17, 2008, Beijing, China.
6. Benouar D. 2005. In *Risque De Tremblement De Terre En Afrique : Un Guide Pour Les Chefs De Communautés (Mars 2005)*. (Ecrit pour le compte des Nations Unies/Stratégie Internationale pour la Prévention des Catastrophes –UN/SIPC).
7. Bessason B, Bjarnason J. 2016. Seismic vulnerability of low-rise residential buildings based on damage data from three earthquakes (M_w 6.5, 6.5 and 6.3). *Engineering Structures 111*: 64–79.
8. Betül S, Atilla A. 2006. Probabilistic evaluation of observed earthquake damage data in Turkey. *Nat Hazards 40*:305–326.
9. Bouarfa H, Abed M. 2005. *Acquisition of Tacit Knowledge in Virtual Organizations*. IEEE Xplore Digital Library, Computer Society Washington, DC, USA ©2005 ISBN: 0-7695-2504-0-01.
10. Boukri, M, Farsi M.N, Mébarki A, Belazougui M, Amellal O, Mezazigh B, Guessoum N, Bourenane H and Benhamouche A. 2014. Seismic risk and damage prediction: case of the buildings in Constantine city (Algeria). *Bulletin of Earthquake Engineering 12*:2683-2704 (doi 10.1007/s10518-014-9594-0).
11. Bruzzone L, Conese C, Maselli F, Roli F. 1997. Multisource Classification of Complex Rural Areas by Statistical and Neural-Network Approaches. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 63, no. 5, 523-533.
12. Carreno M, Cardona O, Barbat A. 2004. Expert system for building damage evaluation in case of earthquake. In *Proc. Of 13th WCEE*, Paper No. 3047, Vancouver, B.C., Canada, august 1-6.

13. Chiroiu, L. 2003. Développement des courbes de capacité pour une typologie standardisée des structures. Application à l'estimation de dommages. 6ème Colloque Nationale de l'AFPS. Palaiseau, France.
14. Chiroiu, L., Andre, G., Guillande, R., Bahoken, F. 2003. Estimation de dommages sismiques post catastrophe à l'aide de l'imagerie satellite. Application au séisme de Gujarat, Inde, 2001. 6ème Colloque Nationale de l'AFPS. Palaiseau, France.
15. Chiroiu, L., Michel – Kerjan, E. 2003. Gestion du risque de tremblements de terre en France : pertinence des modèles d'estimation des dommages sismiques. 6ème Colloque Nationale de l'AFPS. Palaiseau, France.
16. Clark K. 2002. The use of computer modeling in estimating and managing future catastrophe losses. *The Geneva Papers on Risk and Insurance* 27(2):15p.
17. Curtis L Edwards 2004. Zemmouri, Algeria M_w 6.8 Earthquake of May 21, 2003. Technical Council on Lifeline Earthquake Engineering, 27 August. American Society of Civil Engineers
18. Cybenko G. 1989. Approximation by superposition of a sigmoidal function. *Math. Control signal systems* 2: 303-314.
19. De Angelis A, Pecce M. 2015. Seismic nonstructural vulnerability assessment in school Buildings. *Nat Hazards* 79:1333–1358 (doi: 10.1007/s11069-015-1907-3).
20. Demartines P 1994. Analyse de données par réseaux de neurones auto-organisés, thèse de l'Institut National Polytechnique de Grenoble.
21. Derras B, Bard P-Y, Cotton F and Bekkouche A. 2011. Interest of the neural network approach for PGA prediction: an example based on the KiK-Net data. *Bulletin of the Seismological Society of America*.
22. Federal Emergency Management Agency, "FEMA-176. 1989. NEHRP Handbook for the seismic evaluation of existing buildings", Report, (), Washington, DC, United States.
23. Federal Emergency Management Agency, FEMA, "HAZUS99. 2002: Earthquake Loss Estimation Methodology", Technical Manual, Washington, DC, United States.
24. Federal Emergency Management Agency, FEMA-366, "HAZUS99. 2000. Estimated Annualized Earthquake Losses for the United States", Washington, DC, United States.
25. Funahashi K. 1989. On the approximate realisation of continuous mappings by neural networks. *Neural Networks* 2:183-192.
26. Grossi, P. 2000. Earthquake Damage Assessment: From Expert Opinion to Fragility Curves. Actes de la "8 th ASCE Specialty Conference on Probabilistic Mechanics and Structural Reliability".
27. Grossi, P. 2000. Quantifying the uncertainty in seismic risk and loss estimation. Actes de la "EuroConference on Global Change and Catastrophe Risk Management: Earthquake Risks in Europe".Laxenburg, Autriche ". Laxenburg, Autriche. 13 pages.

28. Grünthal G, Levret A. 2001. European macroseismic scale 1998. Cahiers du Centre Européen de Géodynamique et de Séismologie. Luxembourg 19:103.
29. Hagan M, Demuth H, Beale M, Jesus O. 2014. Neural Network Design (2nd Edition). Edition: 2nd, Second, 2e Year: 13: 9780971732117.
30. HAZUS. 2002. Federal Emergency Management Agency, FEMA, “HAZUS99: Earthquake Loss Estimation Methodology”, Technical Manual, Washington, DC, U S.
31. Hopfield J. 1982. Neural Network and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities. Proceedings of the national academy of sciences of the USA 79 (8): 2554-2558.
32. Hornik K. 1991. Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks. Neural Networks 4: 251-257.
33. Hyo-sub Kang, Yun-Tae Kim. 2015. The physical vulnerability of different types of building structure to debris flow events. Nat Hazards (doi 10.1007/s11069-015-2032-z).
34. Jordan M. 1995. Why the logic function? A tutorial discussion on probabilities and neural networks. Massachusetts Institute of Technology. Computational Cognitive Science. Technical report 9503.
35. Kei et al. 2003. Process of Housing Damage Assessment: The 1995 Hanshin-Awaji Earthquake Disaster Case. Natural Hazards 29: 341–370.
36. Kostinakis K, thanatopoulou A, Morfidis K. 2015. Correlation between ground motion intensity and seismic damage of 3D R/C building. Engineering Structures 82:151-167.
37. Laouami N, Slimani A, Bouhadad Y, Nour A. (2003). The 05/21/2003 Boumerdes Earthquake: Preliminary analysis. Intern Report. CGS.
38. Lazar N, Dolšek M. 2014. A closed form solution for seismic risk assessment incorporating intensity bounds. Engineering Structures 78:78-89.
39. Marquardt W. 1963. An algorithm for Least-Squares Estimation of nonlinear parameters. Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics 11 (2): 431-441.
40. Marquis F, Jihyun Kim J, J. Elwood K, E. Chang S. 2015. Understanding post-earthquake decisions on multi-storey concrete buildings in Christchurch, New Zealand. Bull Earthquake Eng (doi 10.1007/s10518-015-9772-8).
41. MathWorks. 2015. Available: <http://www.mathworks.com> (last access: April 2016)
42. Matlab. 2014. Logical Matlab and Simulink (R2014b). The MathWork, Inc.
43. McCulloch W, Pitts W. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. Bull Biophys 5: 115-133.
44. Mebarki A et al. 2014. Seismic vulnerability: theory and application to Algeria buildings. J Seismol. 18:331-343 (doi: 10.1007/s10950-013-9377-0).

45. Mebarki A, Valencia N. 2004. Informal masonry structures: seismic vulnerability and GIS maps. *Masonry International Journal* 17:18–25.
46. Mebarki A. 2006. Post-seismic structural damage evaluation: an integrated probabilistic proposal. In *Proc. of the 8-th International Conference on Computational Structures Technology, ECT 2006, Spain*, paper 247.
47. Medvedev, S. Sponheuer, W. and Karnik, V. 1967. *Seismic Intensity scale version 1964*, pub. Inst. Geodyn, 48, Iena. 1967.
48. Meghraoui et al. 2004. Coastal uplift and thrust faulting associated with the Mw = 6.8 Zemmouri (Algeria) earthquake of 21 May 2003. *Geophysical Research Letters*, 31, L19605, doi : 10.1029/2004GL020466.
49. Mehrotra A et al. 2015. Detection of tsunami-induced changes using generalized improved fuzzy radial basis function neural network. *Nat Hazards* 77:367-381.
50. Milutinovic, Z. V and Trendafiloski, G. S. 2003. “RISK-UE: An advanced approach to earthquake risk scenarios with applications to different European towns”, WP4: Vulnerability of current buildings.
51. Mitrani J, Wu S, Beck J. 2016. Virtual Inspector and its application to immediate pre-event and post-event earthquake loss and safety assessment of buildings. *Nat Hazards* (doi 10.1007/s11069-016-2159-6).
52. Molar F. 1993. A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Network* 6: 525-533.
53. Moré J. 1978. *The Levenberg-Marquardt Algorithm: Implementation and Theory*. U.S. Energy research and development administration.
54. Muhammad M, Sarosh H, Muhammad A, Naveed A. 2015. Observed damages in Pakistan due 16 April 2013 Iran earthquake. *Bull Earthquake Eng* 13:703-724.
55. Mukesh Khare, Shiva N. 2006. *Artificial Neural Network in Vehicular Pollution Modelling*. Springer, Studies in computational intelligence, Vol 41.
56. Nerrand O, Roussel-Ragot P, Personnaz L, Dreyfus G, Marcos S. 1993. Neural networks and non-linear adaptive filtering: unifying concepts and new algorithms, *Neural Computation*, 5, p. 165-197.
57. Noura H, Abed M. 2014. *Second European Conference on Earthquake Engineering and Seismology*. Istanbul Aug. 25-29.
58. Okasaki, K. and Radius Team. “Radius Initiative for IDNDR-How to Reduce Urban Seismic Risk”, *Proceedings of the 12th World Conference on Earthquake Engineering*, (2000), Auckland, New Zealand.
59. OYO Corporation. 2000. *RADIUS Methodology, Report IDNDR*, (August, 2000).

60. Pierce L E, Sarabandi K, Ulaby F.T. 1994. Application of an artificial neural network in canopy scattering inversion. *International Journal of Remote Sensing*, vol. 15, no 16, 3263-3270.
61. Ploeger SK, Sawada M, Elsabbagh MA, Saatcioglu M. 2015. Development of the CanRisk earthquake injury model. *Nat Hazards* num: pp 1-28 (doi: 10.1007/s11069-015-2017-y).
62. Reyes J, Cardenas V. 2010. A Chilean seismic regionalization through a Kohonen neural network. *Neural Comput & Applic* 19:1081–1087 (doi: 10.1007/s00521-010-0373-9).
63. Riedel I, Pathier E, GueGuen P, Leduc T, Dalla Mura M, Chanussot J. 2014. Seismic vulnerability assessment of urban environments in moderate-to-low seismic hazard regions using association rule learning and support vector machine methods. *Nat Hazards* 76:1111–1141, (doi 10.1007/s11069-014-1538-0).
64. RISK-UE, 2003. An advance approach to earthquake risk scenarios with applications to different European towns. 2003.
65. Rosenblatt F. 1958. The Perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Phys. Rev.* 65,386.
66. Rumelhart D.E, Hinton G.E, Williams R.J. 1986. Learning internal representation by error propagation. *Parallel distributed processing: Exploration in the microstructure of cognition*. MIT, Cambridge Press, MA pp 318-364.
67. Schwarz G. 1978. Estimating the Dimension of a Model. *Annals of Statistics* 6 (2): 461-464.
68. Sextos A, Kappos A, Stylianidis K. 2008. Computer-aided pre- and post-earthquake assessment of buildings involving database compilation, GIS visualization, and mobile data transmission. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 23 (1):59–73.
69. Swingler K. 1996. *Applying Neural Network: A practical Guide*, London: academic Press.
70. Synthèse du rapport de la mission AFPS. 2003 « MEDD de France » (Juillet 2003) : Le séisme de Boumerdes (Algérie) du 21 Mai 2003.
71. TARASSENKO L. 1998. *A Guide to Neural Computing Applications*. New York-Toronto, John Wiley & Sons Inc -Arnold, 139p.
72. Tiziana M. 2008. Comparison of building damage scales and damage descriptions for use in earthquake loss modelling in Europe. *Bull Earthquake Eng* 6:335–365.
73. Wen-Tzu Lin, Wen-Chieh Chou, Chao-Yuan Lin. 2008. Earthquake-induced landslide hazard and vegetation recovery assessment using remotely sensed data and a neural network-based classifier: a case study in central Taiwan. *Nat Hazards* 47:331–347.
74. Wood, H.O. and Neumann, F. 1931. Modified Mercalli Intensity scale of 1931, *Bulletin of the seismological society of America*, 21, p 277-283. 1931.

75. Xue Q, Wu C, Chen C, Chou W. 2009. Post-earthquake loss assessment based on structural component damage inspection for residential RC buildings. *Engineering Structures* 31:2947-2953.

APPENDICE A: Post-quake structural damage evaluation by neural networks: theory and calibration



European Journal of Environmental and Civil Engineering




ISSN: 1964-8189 (Print) 2116-7214 (Online) Journal homepage: <http://www.tandfonline.com/loi/tece20>

Post-quake structural damage evaluation by neural networks: theory and calibration


Hichem Noura, Ahmed Mebarki & Mohamed Abed


To cite this article: Hichem Noura, Ahmed Mebarki & Mohamed Abed (2017): Post-quake structural damage evaluation by neural networks: theory and calibration, European Journal of Environmental and Civil Engineering, DOI: [10.1080/19648189.2017.1304277](https://doi.org/10.1080/19648189.2017.1304277)

To link to this article: <http://dx.doi.org/10.1080/19648189.2017.1304277>

 Published online: 29 Mar 2017.

 Submit your article to this journal [↗](#)

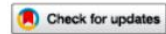
 View related articles [↗](#)

 View Crossmark data [↗](#)

Full Terms & Conditions of access and use can be found at
<http://www.tandfonline.com/action/journalInformation?journalCode=tece20>

Download by: [154.244.47.84]

Date: 30 March 2017, At: 04:15



Post-quake structural damage evaluation by neural networks: theory and calibration

Hichem Noura^{a,b,c}, Ahmed Mebarki^a and Mohamed Abed^b

^aUniversity Paris-Est, Laboratory Modélisation et Simulation Multi Echelle MSME (UMR 8208 CNRS), Marne-la-Vallée Cedex 2, France; ^bCivil Engineering Department, Faculty of Technology, University Saâd Dahled Blida 1, Blida, Algeria; ^cFaculty of Sciences and Technology, University Djilali Bounâama, Khemis Miliana, Algeria

ABSTRACT

This paper deals with artificial neural networks (ANN) for post-quake structural damages evaluation. Two groups of governing parameters are considered: the structural components group and the secondary components group. The adequate ANN requests the analysis of: the best combination of the components' damages which governs the global damage of a building; the neural network parameters, i.e. number of hidden layers and neurons as well as the activation functions. A set of 3614 damaged buildings is extracted from a database collected during a post-quake survey by trained staff (Boumerdes, Algeria: $M_w = 6.8$; May 21, 2003 earthquake). The comparison between predicted and observed damages shows that the best ANN corresponds to: one hidden layer with a number of neurons equal to the number of main building components (i.e. 4 or 8 components), and the "hyperbolic tangent" function as activation function. For the collected database, the ANN's predictions and the observed global damages are in accordance for: 70% of the considered buildings when the global damage is assumed to be influenced only by the secondary (non-structural) elements group, 80% of the considered buildings when the global damage is assumed to be influenced only by the structural group, 87% of the considered buildings when the global damage is assumed to be influenced by both building components groups, i.e. structural and secondary components.

ARTICLE HISTORY

Received 30 June 2016
Accepted 6 March 2017

KEYWORDS

Earthquakes; damages; buildings; neural network; post-quake evaluation

1. Introduction

The northern region of Algeria is subject to frequent seismic activity, as a result of the relative motions between the Eurasian and African tectonic plates. It has experienced several earthquakes, being sometimes very destructive: case of El Asnam (October 1980) and Boumerdes (May 2003) earthquakes mainly. Though the earthquake activity is generally considered as moderate, a significant number of existing buildings, being old, presents a high degree of vulnerability and does not match anymore the modern Algerian design and construction codes. Nevertheless, these structures are still under service, among which only a few number (such as hospitals, schools and vital services) has undergone retrofitting and reinforcement. It is then of crucial importance, early in the aftermath of a major earthquake, to inspect the buildings and identify the damages they have suffered. The challenge for public authorities is actually to take the adequate decisions in order to prevent the risk of collapse, in case of aftershocks or any other significant earthquake. Actually, based on visual observations, a quick inspection of a

damaged building should classify it into one of five particular predefined groups: one group concerns those buildings to be immediately evacuated and demolished; two groups concern those to be evacuated until they are strengthened and two other groups concern those that are considered suitable for immediate use.

During the severe earthquake known as “Boumerdes earthquake”, which struck Algiers region in 21 May 2003 ($M_w = 6.8$) which caused important human casualties (more than 2300 deaths and 10,000 injured), over 100,000 dwellings and buildings were reported as being severely damaged (Belazougui, 2008; Belazougui, Farsi, & Remas, 2003). In the early hours and days after the quake, a systematic inspection was implemented. The Ministry of Housing and Urban Development has urged several scientific and technical institutions (CTC: Centre for Technical Control; CGS: National Centre for Earthquake Studies and Research; CNERIB: National Centre for Buildings Integrated Research) to undertake the field survey and inspect the buildings (dwellings, hospitals, schools, etc.). For this purpose, their qualified and already trained technical staff (civil engineers mainly) has to inspect and evaluate, by quick visual inspections during field survey, the damage category of each inspected building. According to its global damage (five predefined categories: from slight up to very important), the building is adequately tagged with a specific colour code (light or dark green: slight damage and therefore the building remains in immediate use; light or dark orange: important damage and the building should be immediately evacuated until it is strengthened; and red: severe damage and the building should be evacuated and demolished).

Of course, many difficulties and conflicts may arise for some cases since the estimated global damage depends on the inspector expertise and judgement (Bouarfa & Abed, 2005). To avoid subjective evaluation due to the particular post-quake context (many buildings to evaluate and fear of any possible aftershock, psychological and social aspects), it is then of crucial importance to develop rigorous methods that may objectively help the inspector during his evaluation. The inspection process should actually result in rigorous global building damage identification. It is then challenging to develop relevant and scientifically validated methods, able to derive the global building damage from the damages observed on each of its constitutive components (ATC-40, 1996; Betül & Atilla, 2006; Clark, 2002; HAZUS, 2002; Mebarki & Valencia, 2004; Mebarki et al., 2014; Mitrani, Wu, & Beck, 2016; Noura & Abed, 2014; Tiziana, 2008). Such field survey with adequate electronic support and automatic processing is also able to provide real-time synthetic GIS maps of the damages that are very helpful for the post-disaster management by the local and national authorities. They can therefore anticipate and prepare enough sheltering facilities, define the financial help and compensation amount, etc.

It is also worth to report that several researchers have focused on buildings damage evaluation and developed procedures in order to:

- Predict the expected damages for a given seismic scenario (Boukri et al., 2014; HAZUS, 2002; Muhammad, Sarosh, Muhammad, & Naveed, 2015);
- Identify the damage intensity and location in the structure as well as the residual bearing capacity (Bessason & Bjarnason, 2016; Kostinakis, Athanatopoulou, & Morfidis, 2015; Lazar & Dolšek, 2014);
- Calibrate and improve the existing evaluation forms (De Angelis & Pecce, 2015; Mitrani et al., 2016; Kang & Kim, 2015; Marquis, Jihyun Kim, Elwood, & Chang, 2015; Ploeger, Sawada, Elsabbagh, & Saatcioglu, 2015; Xue, Wu, Chen, & Chou, 2009);
- Provide automatic processing of the components damages in order to derive the global damage category (Carreno, Cardona, & Barbat, 2004; Mebarki, 2006; Mebarki & Valencia, 2004; Mebarki et al., 2014; Sextos, Kappos, & Stylianidis, 2008).

For instance, concerning the post-quake damage evaluation for the Algerian buildings, probabilistic methodologies have been recently issued for automatic processing in the case of Boumerdes earthquake (Algeria, May 2003). However, for the whole database it has been shown that the proposed method efficiency reaches 70–80% of concordance between the observed global damages and the theoretical predictions (Boukri et al., 2014; Mebarki et al., 2014). It might then be appropriate to develop alternative methods with better or at least equivalent efficiency. Thus, artificial neural networks (ANNs) might be investigated as they are widely used for decision support, diagnosis and prediction in civil

engineering, for instance. Actually, after an adequate learning step, they are able to approximate any function with an acceptable accuracy, regardless to the exact mathematical or physical underlying equations which govern the real phenomena. ANNs are actually used in many application areas such as pattern recognition, signal processing, learning and memorisation, for instance: indeed, the higher the number of available experiments and measures, the higher the accuracy (Kei et al., 2003; Lin, Chou, & Lin, 2008; Mebarki, 2006; Sextos et al., 2008).

The present article aims to investigate ANNs' efficiency in order to derive rigorously the global structural damage from the damages observed on each of the constitutive components of a building.

2. Post-quake damage identification and artificial neural network

2.1. Operational procedure for quick evaluation: case of Algerian buildings

In the aftermath of a seismic disaster, qualified and trained technical staff and engineers inspect the buildings in order to establish by quick visual inspection their global damage. For this purpose, they fill a detailed standardised evaluation form. After having identified the damages of various constitutive components, they have to score the global damage of the building (see Figure 1). To each global damage level, corresponds a specific colour which is used to tag the entrance of the building so that the security services and the users know whether they can still have access to the building (in case of slight damages) or if the access is not allowed (in case of important damages).

For the earthquake which struck Algiers region (named as Boumerdes earthquake, May 21, 2003 ($M_w = 6.8$), Algeria), the post-seismic survey campaign has collected a database containing 69,530 evaluation forms (Boukri et al., 2014). It concerns mainly dwellings, schools, hospitals as well as public installations. The evaluation form used in Algeria provides, as shown in Figure 1:

- The maximal damage which affects the structural components: foundations, beams, columns and bracing, roofs and slabs, named herein as "structural group" denoted « I », « V », « H » et « R ». To each of these four "structural" components corresponds its specific damage within the set {1; 2; 3; 4; 5}, depending on its observed damage.
- The maximal damage which affects the secondary components: stairways, external fillings, interior panels, external elements such as chimneys, parapets and balconies, named herein "non-structural group" denoted « E_{ST} », « E_{FL} », « E_{IN} » et « E_{EX} ». To each of these four "secondary", i.e. "non-structural" components corresponds its specific damage within the set {1; 2; 3; 4; 5}, depending on its observed damage.
- The geotechnical disorder (such as faults, liquefaction, landslides ...) named herein "qualitative group" is denoted « S ». However, for the present study, this parameter is not considered as governing parameter.
- The damage of each of the components is considered as being equal to: 1 for non-damage or very slight damage, 2 for slight damage, 3 for important damage, 4 for very important damage and 5 for very severe damage.

According to the components damages, the inspector has to derive the global damage category of the structure, see Table 1. According to its global damage, each structure is then tagged with a specific colour code (Azzouz, Adib, & Rebzani, 2005; Grünthal & Levret, 2001), so that:

- The building can still remain in service if the global damage corresponds to slight damage category 1 or 2, "Light" or "Dark" green tags. However, it may need slight repairs afterwards.
- The building has to be evacuated if the global damage corresponds to important damage category 3 or 4, "Light" or "Dark" Orange tags. It will need important strengthening and repair before returning into service.
- The structure has to be demolished for a global damage category 5, i.e. "Red" tag.

DAMAGE EVALUATION FORM			
EARTHQUAKE BOUMERDES (ALGERIA), MAY 21, 2003 (Mw = 6.8)			
Inspectors Code:			
Date:			
IDENTIFICATION DE LA CONSTRUCTION			
Sector:		Zone:	
Address or Means of identification:		Structure Designed for:	
		Earthquake Resistance: Yes - No	
		Inspected Construction: Yes - No	
STRUCTURE USE (*)			
Residential		School	
Administrative		Hospital	
Socio-cultural		Recreation	
Others (describe):		Commercial	
		Industrial	
		Water Reservoir	
SUMMARY DESCRIPTION			
Approximate Age:		Sanitary Craw Space: Yes - No (*)	
Number of Stories:		Basement: Yes - No (*)	
Number of Separation joints		Exterior Independent Elements:	
- In elevation:		(Stairways, Shed, Covered Walkways)	
- In substructure:		
SOIL PROBLEMS AROUND STRUCTURE (*)			
Faulting: Yes - No		- Subsidence - Uplift: Yes - No	
Liquefaction: Yes - No		- Landslide: Yes - No	
S			
FOUNDATION - SUB-STRUCTURE (*)			
<u>Foundations:</u>		<u>Sub-Structure</u> (for the case of sanitary craw space or Basement)	
- Type of foundation:		- continuous concrete wall: 1-2-3-4-5	
- Type of damage:		- concrete columns with infill: 1-2-3-4-5	
• settlement: S Yes - No			
• sliding: Yes - No			
• overturning: Yes - No			
STRUCTURAL SYSTEM (*)			
<u>Vertical Load Carrying Elements</u> (vertical loads)		<u>Lateral Load Resisting Elements</u>	
- Masonry walls: 1-2-3-4-5		- Masonry walls: 1-2-3-4-5	
- Concrete walls: 1-2-3-4-5		- Concrete walls: 1-2-3-4-5	
- Concrete columns: 1-2-3-4-5		- Reinforced concrete frames: 1-2-3-4-5	
- Steel columns: V 1-2-3-4-5		- Steel frames: H 1-2-3-4-5	
- Wood columns: 1-2-3-4-5		- Cross-braced frames: 1-2-3-4-5	
- Others: 1-2-3-4-5		- Others: 1-2-3-4-5	
<u>Floors - Flat Roof</u>		<u>Sloped Roof</u>	
- Reinforced concrete: 1-2-3-4-5		- Steel truss: 1-2-3-4-5	
- Steel joints: 1-2-3-4-5		- Wood truss: 1-2-3-4-5	
- Wooden joints: 1-2-3-4-5		- Tile roof: 1-2-3-4-5	
R		- Asbestos cement sheet roof: 1-2-3-4-5	
		- Corrugated metal roof: 1-2-3-4-5	
(*) Circle the appropriate description, in the case of numbers: one or more numbers can be circled.			

Figure 1. Evaluation form for post-quake structural damages by visual inspection: Parts (a) and (b).

Though the inspector is trained, it is not easy in some limit cases to decide rigorously about the global damage category since there are no strict and rigorous limits between two successive categories of damage. For instance, sometimes the global damage is scored as equal to 3, whereas the damage category 2 could have been also an acceptable evaluation. It is then of crucial importance to develop relevant methods able to derive rigorously the global damage category from the observed components damages.

Various approaches have been reported (Boukri et al., 2014; Mebarki et al., 2014; Sextos et al., 2008).

SECONDARY ELEMENTS

<u>Stairways</u> - concrete: 1-2-3-4-5 - metal: 1-2-3-4-5 - wood: 1-2-3-4-5 E_{ST}	<u>Exterior Wall Panels</u> - masonry: 1-2-3-4-5 - precast concrete: 1-2-3-4-5 - corrugated metal: 1-2-3-4-5 - others: 1-2-3-4-5 E_{FL}
<u>Other Interior Elements</u> - ceilings : 1-2-3-4-5 - partitions : 1-2-3-4-5 - glass : 1-2-3-4-5 E_{IN}	<u>Exterior Elements</u> - balconies : 1-2-3-4-5 - railings : 1-2-3-4-5 - overhang: 1-2-3-4-5 - parapets: 1-2-3-4-5 - chimneys: 1-2-3-4-5 - others: 1-2-3-4-5 E_{EX}

INFLUENCE OF ADJACENT STRUCTURES (*)

The structure endangers another structure:	Yes - No
The structure endangered by another structure:	Yes - No
The structure may be a support for another structure:	Yes - No
The structure may be supported by another structure:	Yes - No

VICTIMS (*)

Yes - No - Maybe	if yes how many?
------------------	------------------

COMMENTS CONCERNING THE NATURE AND PROBABLE CAUSE OF DAMAGE

	Transverse Direction (*)	Longitudinal Direction (*)
- Plan Symmetry	Good - average - poor	Good - average - poor
- Elevation regularity	Good - average - poor	Good - average - poor
- Redundancy of bracing element	Good - average - poor	Good - average - poor

OTHER COMMENTS

--

FINAL EVALUATION (*)

General Level of Damage (D _c)	Color to be Assigned
1 - 2 - 3 - 4 - 5	GREEN ORANGE RED

FINAL EVALUATION (*)

Figure 1. (Continued).







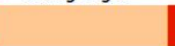


The present paper proposes a new methodology, based on ANN in order to derive the global damage category from the damages observed on each component. Once calibrated and validated on real cases, it could represent a helpful support for decision-making during post-quake field survey for quick visual evaluation.

2.2. Neural network: architecture, principles and application

2.2.1. General principles

ANN represents mathematical models which aimed initially to describe the human neurons functioning (McCulloch & Pitts, 1943). They have been widely investigated and applied to various domains for regression, diagnosis, prediction and classification purposes and also for earthquake engineering aiming to predict the motion attenuation (Reyes & Cárdenas, 2010; Riedel et al., 2014).

Table 1. Global damage category of the building (Grünthal & Levret, 2001).

Building					
Observed global damage (D_g)	1	2	3	4	5
Colour tag code	Greenlight	Greendark	Orange light	Orange dark	Red
					

There is a scientific consensus about the basic principles: three main stages (learning, validation and prediction), the architecture of the ANN (use of given number of neurons and hidden or intermediate layers) and the optimisation process in order to minimise the cumulated error between the target value (experimental) and the theoretical output (value predicted by the ANN) during the learning stage (Hopfield, 1982; Jordan, 1995). However, adaptations have to be adopted for some influencing parameters such as the optimal number of neurons, the number of hidden layers, the activation functions which express the weight (influence) of each explicative (input) parameter on the output function (target function). Many authors have investigated these adaptations and empirical rules are considered sometimes (Jordan, 1995; Mehrotra et al., 2015; McCulloch & Pitts, 1943; Swingler, 1996).

2.2.2. Proposed procedure: structural damage as target value

The aim of the adopted ANN (multi-layer back-propagation) is to derive the global structural damage from the damages observed on each of the constitutive components of the structure. Actually, except for very simple typologies, it does not exist yet any detailed structural analysis able to investigate rigorously the effect of the components' damages on the residual global carrying capacity of a structure. It has been however observed that the so-called global damage should consider the effects of both structural and non-structural components since they influence intimately the residual bearing capacity as well as the repair cost (Mebarki et al., 2014; Sextos et al., 2008). Therefore, several possible combinations between the global and the individual (components) damages should be investigated in order to identify the best relationship between them. As already explained in Section 2.1, the individual (components) damages, observed during the field survey by the inspector, are quoted as integer values ranging from 1 (very slight or no damage) up to 5 (very severe or completely demolished) i.e. see Figure 1 (Boukri et al., 2014; Mebarki et al., 2014) and Tables 1 and 2:

- Damages D_V , D_V , D_H and D_R for the "structural" components among foundations, beams, columns and bracing, roofs and slabs, respectively.
- Damages D_{ST} , D_{FL} , D_{IN} and D_{EX} for the "non-structural" components (secondary elements) among stairways, external fillings, interior panels, external elements such as chimneys, parapets and balconies, respectively.

However, the geotechnical disorders (block "S" such as faults, liquefaction landslides ...) is qualitatively evaluated as "Yes/No", see Figure 1. It has been, up to now, ignored for previous investigations on automatic processing of the evaluation forms (Boukri et al., 2014; Mebarki et al., 2014; Noura & Abed, 2014). Therefore, the ANN is investigated with three optional architectures:

- *Option 1 – Structural group G_S* : In order to derive the global structural damage D_{th} from the "structural components" set, the total number of input parameters being $n = 4$:

$$\begin{cases} D_{th} = D_{th}(D_V, D_V, D_H, D_R) \\ D_i \text{ in } \{D_V, D_V, D_H, D_R\} \end{cases} \quad \text{with } i = 1 \dots 4 \quad (1.a)$$

Table 2. Components and global damage category.

Components Group	Component	Component's damage	Damage value
G_S	Foundations	D_I	Integer value in: {1;2;3;4;5}
	Beams	D_V	
	Columns and bracing	D_H	
	Roof-floor	D_R	
G_{nS}	Stairways	D_{ST}	Boolean value, i.e. {Yes; No}
	External fillings	D_{FL}	
	Interior panels	D_{IN}	
	External elements	D_{EX}	
G_Q	Geotechnical disorders	D_S	Qualitative value in: {Good; Average; Poor}
	Building regularity (planar and in elevation)	D_F	

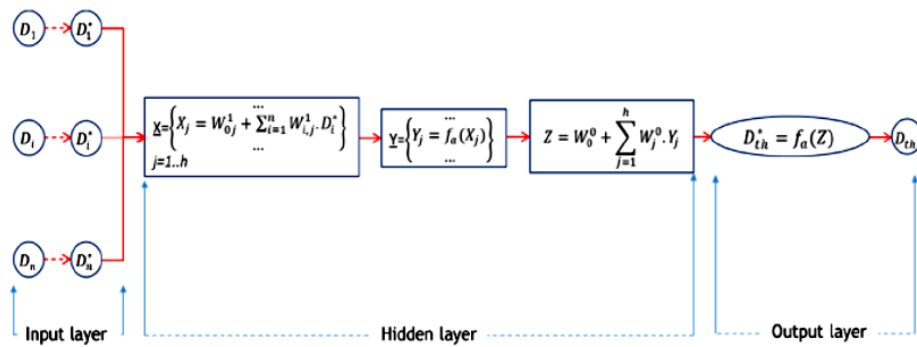


Figure 2. Adopted Artificial Neural Network architecture.

- *Option 2 – non-Structural group G_{nS}* : In order to derive the global structural damage D_{th} from the “non-structural or secondary components” set, the total number of input parameters being $n = 4$:

$$\begin{cases} D_{th} = D_{th}(D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX}) \\ D_i \text{ in } \{D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX}\} \quad \text{with } i = 1 \dots 4 \end{cases} \quad (1.b)$$

- *Option 3 – Structural and non-Structural groups G_{S+nS}* : In order to derive the global structural damage D_{th} from the “structural and non-structural components” set, the total number of input parameters being $n = 8$:

$$\begin{cases} D_{th} = D_{th}(D_I, D_V, D_H, D_R, D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX}) \\ D_i \text{ in } \{D_I, D_V, D_H, D_R, D_{ST}, D_{FL}, D_{IN}, D_{EX}\} \quad \text{with } i = 1 \dots 8 \end{cases} \quad (2)$$

The general form of the ANN result is the global damage expressed as follows:

$$D_{th} = D_{th}(D_i, i = 1 \dots n) \quad (3)$$

where $n = 4$ or 8 for the three options selected and described in Equations (1)–(2).

According to the various studies about the main features that should have an optimal ANN, we adopt the architecture and flowchart described in Figure 2 (Khare & Shiva, 2007; Marquardt, 1963; Molar, 1993; Moré, 1978):

- *Normalisation and conditioning of the observed components damages*: The inputs are the components' damages observed by the inspector during the field survey, denoted for a general purpose D_i with $i = 1 \dots n$, see Equation (4). For better convergence and conditioning reasons,

these inputs parameters are transformed into normalised damages ranging within the interval values $[-1 \dots 1]$

$$\begin{cases} D_{\min} = 1 \\ D_{\max} = 5 \end{cases} \quad (4)$$

and:

$$D_i^* = 2 \cdot \frac{(D_i - D_{\min})}{(D_{\max} - D_{\min})} - 1 \quad (5)$$

where D_{\min} and D_{\max} are the lowest and the highest component damage values, respectively.

- *Selection of neurons number (h) and hidden layers number (l):* Several authors have reported consensual and empirical results about the optimal hidden layers number and neurons number in each layer (Jordan, 1995; Moré, 1978; Swingler, 1996). As we have investigated three options for the set of governing (input) parameters, a sensitivity analysis has been performed in order to find the best neurons number (h) in each hidden layer according to series of convergence tests proposed by various studies (Akaike, 1992; Cybenko, 1989; Funahashi, 1989; Schwarz, 1978). For the set of buildings under study, the results show that the optimal value corresponds to $h = n$, i.e. $h = 4$ or 8 when the global structural damage is explained by a set of 4 or 8 input variables, respectively, see Equations (1) and (2). The sensitivity analysis has also shown that the optimal number of hidden layers is $l = 1$ (Hornik, 1991).
- *Hidden layers - Inputs combination and intermediate neural results:* Each neuron among the h neurons, in the intermediate layer, adopts combination of the normalised input parameters. Thus, for the linear combination which is adopted usually, the j -th neuron generates the j -th component X_j ($j = 1 \dots h$), (McCulloch & Pitts, 1943):

$X_j = W_{0j}^1 + \sum_{i=1}^n (W_{ij}^1 \cdot D_i^*)$, expressed also in matricial form as:

$$\underline{X} = \underline{W}_0^1 + (\underline{W}^1)^T \cdot \underline{D}^* \quad (6)$$

where the weights W_{0j}^1 and W_{ij}^1 (with $j = 1 \dots h, i = 1 \dots n$), take initial values that are randomly generated, until they reach their final optimal values by iterative optimisation procedure detailed in the following parts. The dimension of the vectors and matrices are: ($h, 1$) for vectors \underline{X} and for the normalised damages input vector \underline{D}^* , and (n, h) for the weight matrix \underline{W}^1 which transposed matrix is denoted $(\underline{W}^1)^T$.

These intermediate vector \underline{X} is therefore transformed, thanks to an activation function $f_a(\cdot)$, into an intermediate normalised damage vector \underline{Y} , which j -th component ($j = 1 \dots h$) is expressed as follows (Jordan, 1995; McCulloch & Pitts, 1943; Molar, 1993):

$$Y_j = f_a(X_j) \quad (7)$$

Furthermore, the conditioning and normalisation functions, see Equation (5), is considered as being the most efficient when combined with the hyperbolic tangent function as activation function expressed as follows:

$$f_a(X_j) = \tanh(X_j), \quad \text{so that } Y_j = \frac{1 - e^{-2X_j}}{1 + e^{-2X_j}}, \text{ with } j = 1 \dots h \quad (8)$$

Similarly to the weighting process, described in Equation (6), a second weighting process is then applied for the intermediate vector \underline{Y} . As only one hidden layer is selected, the output layer is expressed as follows:

$$Z = W_0^0 + \sum_{j=1}^h (W_j^0 \cdot Y_j), \text{ expressed also as: } Z = W_0^0 + (\underline{W}^0)^T \cdot \underline{Y} \quad (9)$$

where the weights W_0^0 and W_j^0 (with $j = 1 \dots h$), take initial values that are randomly generated, until they reach their final optimal values by iterative optimisation procedure detailed in the following parts, the dimension of the vectors \underline{W}^0 and \underline{Y} being $(h, 1)$, whereas $(\underline{W}^0)^T$ is the transposed matrix of \underline{W}^0 .

Similarly to the activation described in Equations (7) and (8), the final output which represents the theoretical prediction of the normalised global damage is obtained as follows:

$$D_{th}^* = f_a(Z) \quad (10)$$

- **Neural network output and global damage prediction:** Using the same conditioning and normalisation adopted in Equation (5), the ANN theoretical value of the global structural damage is the output prediction expressed as follows:

$$D_{th} = D_{min} + \frac{1}{2}(1 + D_{th}^*) \cdot (D_{max} - D_{min}) \quad (11)$$

which developed form shows that the final output is a non-linear function of the inputs (normalised components damages):

$$D_{th} = D_{min} + \frac{(D_{max} - D_{min})}{1 + e^{-2 \left[\frac{W_0^0 + \sum_{j=1}^h W_j^0 \cdot \frac{-2 \left(W_0^1 + \sum_{i=1}^n W_i^1 D_i^* \right)}{1+e^{-2 \left(W_0^1 + \sum_{i=1}^n W_i^1 D_i^* \right)}}}{-2 \left(W_0^1 + \sum_{i=1}^n W_i^1 D_i^* \right)} \right]}} \quad (12)$$

2.2.3. Operational procedure and optimal inputs weights for the explicative parameters

The ANN results accuracy relies on the number of hidden layers, the number of neurons in each hidden layer, the combination function of the individual inputs and the activation function form. It relies also on the set of weights, i.e. see Figure 2:

- The weights selected for the first intermediate step as described in Equation (6), and
- The weights selected for the last intermediate step as described in Equation (9).

The most adequate values of these weights are obtained by an iterative optimisation process during the learning stage. For this purpose, the most usual algorithm based on Levenberg–Marquardt's back-propagation gradient method is adopted (Marquardt, 1963; Moré, 1978), see Appendix 1. This optimisation is performed on the sample considered for the learning stage. Actually, the whole available database is subdivided into three subsets, (Hagan, Demuth, Beale, & Jesus, 2014):

- The subset considered to optimise the ANN: it corresponds to the learning stage. Usually, 60–80% of the whole database are devoted to this learning stage. The adequate weights of the ANN are derived from the minimisation of the mean square errors, see Appendix 1:

$$\chi_r^{2*} = \frac{1}{N_L} \sum_{k=1}^{N_L} \varepsilon_k^2 \quad (13)$$

- With:

$$\varepsilon_k = (D_{ex,k}^* - D_{th,k}^*) \quad (14)$$

- where N_L = number of buildings considered for the learning stage; χ_r^{2*} : mean square errors; ε_k = error, i.e. difference between the experimental $D_{ex,k}^*$ and the theoretical $D_{th,k}^*$ normalised damages for the k -th building, $k = 1 \dots N_L$.
- The subset considered to validate the ANN, i.e. ANN with the architecture and values obtained during the learning stage. Usually, 10–20% of the whole database are considered for this validation stage.

Table 3. Global damage categories observed (D_{ex}) in Boumerdes city.

Damage category: D_{ex}	1	2	3	4	5
Colour tag	(Light green)	(Dark green)	(Light orange)	(Dark orange)	(Red)
Number of constructions (total: $N_L = 3614$)	17	1881	966	657	93

- The subset considered for the final test: it corresponds to the prediction or final test stage. Usually, it has the same size than the validation subset, i.e. 10–20% of the whole database, in general.

3. Validation and applications

3.1. Database of evaluation forms: Algerian earthquake (May 21, 2003)

In the aftermath of the earthquake which struck Algiers region (Boumerdes earthquake, 2003), the field survey led by various institutions has performed a systematic damage evaluation of the whole buildings erected in the region close to the hypocentre. Additional surveys have concerned some built units in zones located at larger hypocentral distances. A database has collected 69,530 post-quake evaluation forms filled by trained technical staff and engineers (Boukri et al., 2014; Mebarki et al., 2014).

In order to investigate the efficiency of the proposed ANN, a set with a total number of 3614 buildings has been extracted: it concerns the hypocentral zone, i.e. Boumerdes city. They correspond to various kinds: dwellings, schools, hospitals, etc. The observed global damages are indicated in Table 3.

3.2. Optimal parameters of the Neural Network

The ANN's architecture is considered as being optimal as soon as the mean square errors χ_r^{2*} (see Equations (13) and (1.1)) or the corresponding cumulated error χ_r^2 (see Equation (1.2)) is minimised during the validation stage. The optimal number of neurons (h) to consider for the hidden layer has then to be investigated. For this purpose, the so-called "early stopping method" has been adopted in order to obtain the fastest convergence (Hagan et al., 2014). Hence, the set of available data is split into three separate subsets, i.e.:

- The first subset named "training set" is used to optimise iteratively the ANN's weights (seeking a local optimisation), as indicated in Equation (1.13), see Appendix 1.
- The second subset named "cross validation set" is used to improve iteratively these ANN's values (seeking a global optimisation), obtained during the training step. This step minimises the residual errors as illustrated in Figure 3.
- These updated set of ANN's weights is then used for the prediction step, i.e. the last step. It uses the third subset named "test set" or "prediction set". The efficiency of the obtained ANN is then investigated by comparing its predictions with the observed values, i.e. the ANN's predicted global damages (D_{th}) versus the observed global damages (D_{ex}) quoted by the inspector during his field survey.

In practice, the database described in Table 3 is thus split into:

- The "training set" which contains 70% of the available forms. They are selected randomly.
- The "cross validation set" which contains half of the remaining forms, i.e. 15% of the database content. They are also selected randomly.
- The "test set" (or "prediction set") which contains the 15% that last in the database.

During the field survey, the technical staff and engineers had to score the final global damage category according to the components damages categories they have identified for each of the structural components, the secondary or non-structural components and also the qualitative disorders

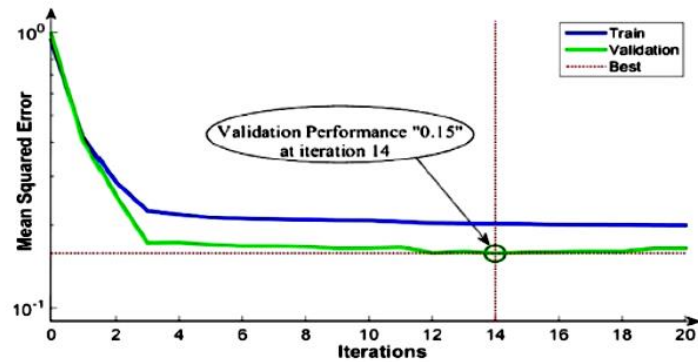


Figure 3. Example of iterative minimisation of the error (χ_r^2) during learning (training) and validation stages: sub-group G_{S+nS} .

Table 4. Validation of the ANN, error (χ_r^{2*}) and optimal number of neurons (h) for each sub-group.

Neurons number: h	2	4	8	15	30	50	100
Sub-group G_S : χ_r^{2*}	0.25	0.2	0.24	0.24	0.21	0.22	0.3
Sub-group G_{nS} : χ_r^{2*}	0.42	0.34	0.39	0.41	0.4	0.39	0.38
Sub-group G_{S+nS} : χ_r^{2*}	0.25	0.23	0.15	0.22	0.2	0.2	0.25

(geotechnical and geometry), see Equations (1)–(4). We consider therefore three options to derive the global damage from different components sub-groups, i.e.:

- Structural group: G_S as expressed in Equation (1.a)
- Secondary or non-structural group: G_{nS} as expressed in Equation (1.b)
- Both structural and secondary groups: G_{S+nS} as expressed in Equation (2).

The obtained results show that the optimal number of neurons (h) is equal to the number of explicative variables considered in the subgroup, see Table 4 and Figure 3:

- $h = 4$: for the subgroups either G_S or G_{nS} in which four components are supposed to govern the global damage D_{ex}
- $h = 8$: for the whole group G_{S+nS} in which eight components are supposed to govern the global damage D_{ex} .

3.3. Comparison between observed and ANN's theoretical predictions

The observed global damages (D_{ex}), indicated by the inspector during the field survey, are compared to the global damages (D_{th}) predicted by the neural network during the test stage, i.e. for 15% of the database. The predicted damages are plotted versus the experimental values. The linear correlation coefficient used for this comparison is defined as follows:

$$R = \frac{\sum_{k=1}^{N_L} (D_{ex,k} - \bar{D}_{ex}) \cdot (D_{th,k} - \bar{D}_{th})}{\sqrt{\sum_{k=1}^{N_L} (D_{ex,k} - \bar{D}_{ex})^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^{N_L} (D_{th,k} - \bar{D}_{th})^2}} \quad (15)$$

where N_L = number of buildings considered for the subset, i.e. 70% of the total number in the database for the training stage (i.e. learning stage), 15% for the validation stage, 15% also for the test stage whereas 100% represent the complete database as a whole; $D_{ex,k}$ and $D_{th,k}$ are the observed and

Table 5. Comparison between the predicted and the observed damages: correlation coefficient R.

Linear Correlation Coefficient R (%)	Learning/Training subset	Validation subset	Test subset	Whole database	See Figure
Sub-group $G_5 D_{th} = D_{th}(D_I, D_{V'}, D_{H'}, D_R)$	82	84	80	82	Figure 4(a)
Sub-group $G_{nS} D_{th} = D_{th}(D_{ST'}, D_{FL'}, D_{IN'}, D_{EX})$	71	70	70	71	Figure 4(b)
Sub-group $G_{S+nS} D_{th} = D_{th}(D_I, D_{V'}, D_{H'}, D_R, D_{ST'}, D_{FL'}, D_{IN'}, D_{EX})$	85	87	87	86	Figure 4(c)

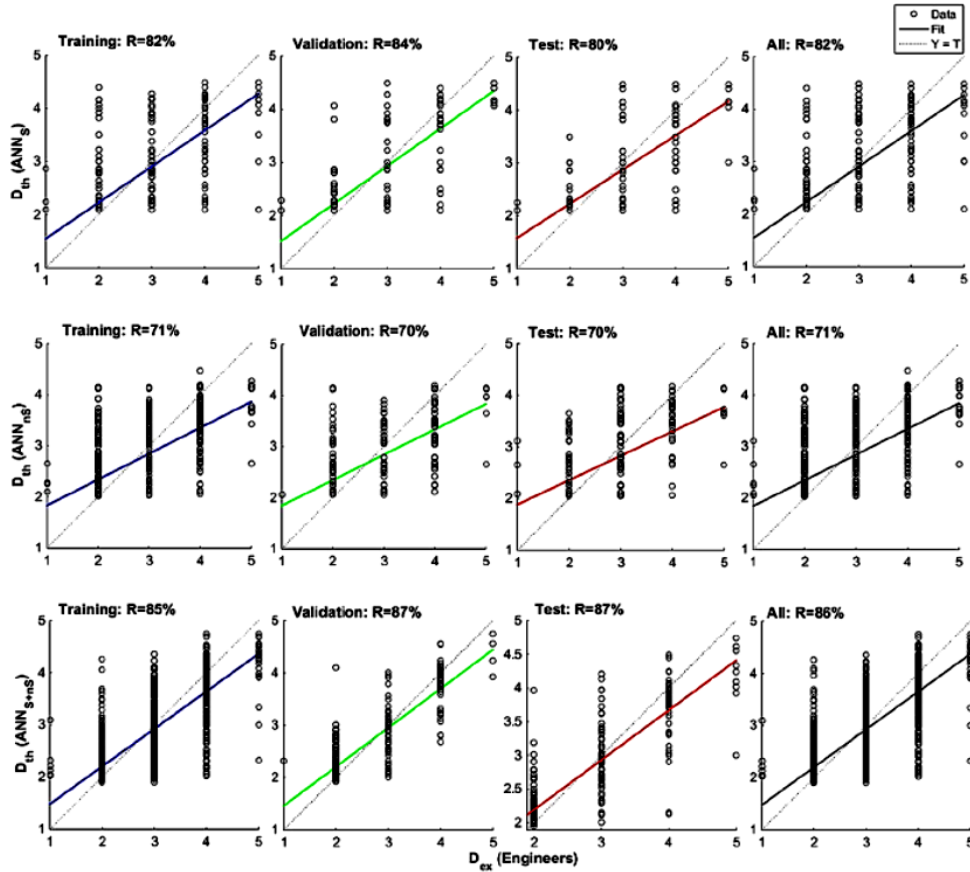


Figure 4. Experimental and theoretical damages. (a) ANN_s, (b) ANN_{nS}, (c) ANN_(S+nS).

predicted damages respectively for the k -th structure where $k = 1 \dots N_L$; \bar{D}_{ex} and \bar{D}_{th} are the respective mean values of the observed and predicted damages.

Depending on the group of components considered as governing the global damage, the linear correlation coefficient is equal to, see Table 5 and Figure 4:

- 70% for the subgroup G_{nS} .
- 80% for the subgroup G_5 .
- 87% for the whole group G_{S+nS} .

From the obtained results, it can be drawn that:

- The secondary elements subgroup (G_{nS}), though it influences the final cost of repairs, influences also the global damages but the prediction lacks accuracy.

- The structural elements subgroup (G_s), as it influences the residual resistance and the strengthening costs, influences greatly the global damages. The prediction is acceptable and efficient.
- The whole combination of structural as well as secondary components provides very good accuracy (more than 85% correlation). In some cases, it could not be easy for the inspector to decide about the final damage category when the damages are at the upper limit of a category and at the lower limit of the next category. The neural network prediction can then be very helpful for the inspector to decide about the final category of the global damage. Compared to existing methods for automatic processing, such as probabilistic methods which provide correlation equal to 80% (Mebarki et al., 2014), the neural network seems to show very good and slightly better accuracy.

4. Conclusions

For automatic processing of the evaluation forms, filled during post-quake field survey, an adequate architecture is developed for an ANN. It predicts the global damage category according to the damages identified by the inspectors (trained technical staff and civil engineers) on the building main components: structural components group (infrastructure, vertical bearing, horizontal bracing, roofs and slabs), and secondary components group (non-structural elements: stairways, exterior wall panels, interior fillings and panels and exterior components such as balconies, chimneys and parapets). The additional group such as geotechnical disorders (settlements, liquefaction, uplifts and landslides) and geometrical regularity and symmetry (layout and elevation) are not considered in the present study. To validate the ANN architecture and parameters (number of hidden layers, number of neurons in each layer mainly), a database of damaged buildings collected during a post-quake survey (after the 21 May 2003 earthquake, $M_w = 6.8$, Boumerdes, Algeria) is used. A set of 3614 buildings (mainly dwellings, schools, hospitals and public buildings in the hypocentral zone) has been extracted from the database.

The numeric simulations have shown that the most efficient and accurate ANN requires only one hidden layer. A hyperbolic tangent function is adopted as activation function for the ANN and an existing optimisation algorithm, embedded in Matlab, has been adopted. The hidden layer contains the same number of neurons than the number of parameters considered as inputs (4 when either structural or secondary elements group is considered alone, 8 when both structural and secondary components groups are supposed to be all influent).

The comparison between the observed global damages (identified by the inspector during the field survey) and the damage predicted by the neural network shows that a prediction based only on the secondary elements subgroup (it influences greatly the repairs cost) lacks accuracy (70% correlation). A prediction based only on the structural elements subgroup (it influences the residual capacity and the strengthening costs) could be considered as having acceptable accuracy (80% correlation) when compared with other existing automatic processing methods (probabilistic methods: 80% correlation also). The prediction is acceptable and efficient. The prediction based on the whole combination of structural and secondary components effects provides very good and accurate predictions (87% correlation).

The ANN with the adopted architecture and features proves to be enough accurate and helpful during the field survey in the aftermath of a disastrous event (earthquakes). It can be also adopted for other damages identification at post-event survey: case of floods, industrial accidents, bridges and infrastructures accidents, for instance.

Obviously, it is not always easy for the inspector to identify the final damage category even if it is easier to identify separately each of the main components damages. For instance, in some cases the damages are at the upper limit of a category and at the lower limit of the next one. The proposed neural network prediction can then be very helpful for the inspector to decide about the final damage category. As an extension and for further analysis, it is worth to investigate the efficiency of the ANN for larger sets of evaluated structures and find maybe typical adequate combinations specific to frames structures or masonry constructions, for instance. Obviously, the more evaluation forms, the more ANN accuracy: updated databases after each disaster will provide better accuracy.

Acknowledgements

The partly doctorate granting from the Algerian PNE program ("Exceptional National Program") has helped the scientific exchanges. The authors are very grateful to the Algerian institutions which provided also the evaluation forms and part of their database, i.e. Centre for Earthquakes Engineering Studies (CGS, Algeria) and the valuable discussions held with their scientific staff (Dr. Belazougui, Dr. Boukri and Dr Farsi).

Disclosure statement

No potential conflict of interest was reported by the authors.

References

- Akaike, H. (1992). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. *Foundations and Basic Theory, Perspectives in Statistics*, 1, 610–624.
- ATC-40. (1996). *Seismic evaluation and retrofit of concrete buildings* (Vol.1, 344 pp., Report SSC 96-01). Redwood City: Applied Technology Council, California Seismic Safety Commission.
- Azzouz, H., Adib, A., & Rebzani, B. (2005). Leçon d'un séisme [Lesson from an earthquake] (Report S.G.P). Algeria: GENEST. (in French).
- Belazougui, M. (2008, October 12–17). *Boumerdes Algeria Earthquake of May 21, 2003: Damage analysis and behavior of beam-column reinforced concrete structures*. Proceedings of the 14 World Conference on Earthquake Engineering, Beijing, China.
- Belazougui, M., Farsi, M. N., & Remas, A. (2003). *A short note on building damage, Boumerdès Algeria earthquake of May 21, 2003*. Essonne, France Newsletter N° 20: European-Mediterranean Seismological Center.
- Bessason, B., & Bjarnason, J. (2016). Seismic vulnerability of low-rise residential buildings based on damage data from three earthquakes (*Mw*6.5, 6.5 and 6.3). *Engineering Structures*, 111, 64–79.
- Betül, S., & Atilla, A. (2006). Probabilistic evaluation of observed earthquake damage data in Turkey. *Natural Hazards*, 40, 305–326.
- Bouarfa, H., & Abed, M. (2005). Acquisition of tacit knowledge in virtual organizations. IEEE Xplore Digital Library, Computer Society Washington, DC, USA. ©2005 ISBN: 0-7695-2504-0-01. doi:
- Boukri, M., Farsi, M. N., Mebarki, A., Belazougui, M., Amellal, O., Mezazigh, B., ... Benhamouche, A. (2014). Seismic risk and damage prediction: Case of the buildings in Constantine city (Algeria). *Bulletin of Earthquake Engineering*, 12, 2683–2704. doi:10.1007/s10518-014-9594-0
- Carreno, M., Cardona, O., & Barbat, A. (2004, August 1–6). Expert system for building damage evaluation in case of earthquake. *Proceedings of 13th WCEE*, Paper No. 3047, Vancouver.
- Clark, K. (2002). The use of computer modeling in estimating and managing future catastrophe losses. *The Geneva Papers on Risk and Insurance*, 27, 15p.
- Cybenko, G. (1989). Approximation by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 2, 303–314.
- De Angelis, A., & Pecce, M. (2015). Seismic nonstructural vulnerability assessment in school buildings. *Natural Hazards*, 79, 1333–1358. doi:10.1007/s11069-015-1907-3
- Funahashi, K. (1989). On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. *Neural Networks*, 2, 183–192.
- Grünthal, G., & Levret, A. (2001). European Macroseismic Scale 1998 (EMS-98). *Cahiers du Centre Européen de Géodynamique et de Séismologie* (Vol. 19). Luxembourg: Conseil de l'Europe. ISBN 2-9599804-3-3.
- Hagan, M., Demuth, H., Beale, M., & Jesus, O. (2014). *Neural network design* (2nd ed.). ISBN: 9780971732117.
- HAZUS. (2002). Federal Emergency Management Agency, FEMA, "HAZUS99: Earthquake Loss Estimation Methodology". Technical Manual. Washington, DC.
- Hopfield, J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 79, 2554–2558.
- Hornik, K. (1991). Approximation capabilities of multilayer feedforward networks. *Neural Networks*, 4, 251–257.
- Jordan, M. (1995). Why the logic function? A tutorial discussion on probabilities and neural networks. Massachusetts Institute of Technology. *Computational Cognitive Science*. Cambridge, Massachusetts. (Technical report 9503).
- Kang, H.-S., & Kim, Y.-T. (2015). The physical vulnerability of different types of building structure to debris flow events. *Natural Hazards*, 80, 1475–1493. doi: 10.1007/s11069-015-2032-z
- Kei, H., Norio, M., Masayuki, K., Hengjian, L., Satoshi, T., Shin, H., ... Haruo, H. (2003). Process of housing damage assessment: The 1995 Hanshin-Awaji earthquake disaster case. *Natural Hazards*, 29, 341–370.
- Khare, M., & Shiva, N. (2007). Artificial Neural Network in vehicular pollution modelling. In *Studies in computational intelligence* (Vol. 41, pp.1–6), 1–6. Springer.
- Kostinakis, K., Athanatopoulou, A., & Morfidis, K. (2015). Correlation between ground motion intensity measures and seismic damage of 3D R/C buildings. *Engineering Structures*, 82, 151–167.

- Lazar, N., & Dolšek, M. (2014). A closed form solution for seismic risk assessment incorporating intensity bounds. *Engineering Structures*, 78, 78–89.
- Lin, W.-T., Chou, W.-C., & Lin, C.-Y. (2008). Earthquake-induced landslide hazard and vegetation recovery assessment using remotely sensed data and a neural network-based classifier: A case study in central Taiwan. *Natural Hazards*, 47, 331–347.
- Marquardt, W. (1963). An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11, 431–441.
- Marquis, F., Jihyun Kim, J. J., Elwood, K. E., Chang, S. (2015). *Understanding post-earthquake decisions on multi-storey concrete buildings in Christchurch, New Zealand*. *Bull Earthquake Eng*, 15, 731–758. doi:10.1007/s10518-015-9772-8
- MathWorks. (2015, April 2016). Retrieved from <http://www.mathworks.com>
- Matlab. (2014). Logical Matlab and Simulink (R2014b). The MathWork, Inc. Retrieved from <https://fr.mathworks.com/>
- McCulloch, W., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115–133.
- Mebarki, A. (2006). *Post-seismic structural damage evaluation: an integrated probabilistic proposal*. Proceedings of the 8-th International Conference on Computational Structures Technology, ECT 2006, Spain, paper 247.
- Mebarki, A., & Valencia, N. (2004). Informal masonry structures: Seismic vulnerability and GIS maps. *Masonry International Journal*, 17, 18–25.
- Mebarki, A., Boukri, M., Laribi, A., Farsi, M. N., Belazougui, M., & Kharchi, F. (2014). Seismic vulnerability: Theory and application to Algerian buildings. *Journal of Seismology*, 18, 331–343. doi:10.1007/s10950-013-9377-0
- Mehrotra, A., et al. (2015). Detection of tsunami-induced changes using generalized improved fuzzy radial basis function neural network. *Natural Hazards*, 77, 367–381.
- Mitrani, J., Wu, S., & Beck, J. (2016). Virtual Inspector and its application to immediate pre-event and post-event earthquake loss and safety assessment of buildings. *Natural Hazards*. doi:10.1007/s11069-016-2159-6
- Molar, F. (1993). A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Networks*, 6, 525–533.
- Moré, J. (1978). The Levenberg–Marquardt algorithm: Implementation and theory. US. In *Energy research and development administration*, 630, 105–116. doi:10.1007/BFb0067700.
- Muhammad, M., Sarosh, H., Muhammad, A., & Naveed, A. (2015). Observed damages in Pakistan due 16 April 2013 Iran earthquake. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 13, 703–724.
- Noura, H. & Abed, M. (2014, August 25–29). *Second European Conference on Earthquake Engineering and Seismology*, Istanbul.
- Ploeger, S. K., Sawada, M., Elsabbagh, M. A., & Saatcioglu, M. (2015). Development of the CanRisk earthquake injury model. *Natural Hazards*, 80, 1171–1194. doi: 10.1007/s11069-015-2017-y.
- Reyes, J., & Cárdenas, V. (2010). A Chilean seismic regionalization through a Kohonen neural network. *Neural Computing and Applications*, 19, 1081–1087. doi:10.1007/s00521-010-0373-9
- Riedel, I., Pathier, E., GueGuen, P., Leduc, T., Dalla Mura, M., & Chanussot, J. (2014). Seismic vulnerability assessment of urban environments in moderate-to-low seismic hazard regions using association rule learning and support vector machine methods. *Natural Hazards*, 76, 1111–1141. doi:10.1007/s11069-014-1538-0
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The Annals of Statistics*, 6, 461–464.
- Sextos, A., Kappos, A., & Stylianidis, K. (2008). Computer-aided pre- and post-earthquake assessment of buildings involving database compilation, GIS visualization, and mobile data transmission. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 23, 59–73.
- Swingler, K. (1996). *Applying neural network: A practical guide*. London: Academic Press.
- Tiziana, M. (2008). Comparison of building damage scales and damage descriptions for use in earthquake loss modelling in Europe. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 6, 335–365.
- Xue, Q., Wu, C., Chen, C., & Chou, W. (2009). Post-earthquake loss assessment based on structural component damage inspection for residential RC buildings. *Engineering Structures*, 31, 2947–2953.

$$\Delta W_0^0 = -\alpha \cdot \left. \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_0^0} \right|_t \quad (1.10)$$

$$\Delta W_{ij}^1 = -\alpha \cdot \left. \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1} \right|_t \quad (1.11)$$

$$\Delta W_{0j}^1 = -\alpha \cdot \left. \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{0j}^1} \right|_t \quad (1.12)$$

where α = learning rate is a coefficient used to expand or contract the simplex between two successive iterations. The convergence rate depends also on the value selected for this coefficient though it is commonly accepted to adopt a value $\alpha = 0.01$ (Hagan et al., 2014).

The partial derivatives needed in Equations (1.5)–(1.12) are then developed in the two parts, inside and at output of the hidden layers, as follows:

(a) In output layer (D_{th}^*):

$$\Delta W_j^0 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_j^0} = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial \epsilon_k} \cdot \frac{\partial \epsilon_k}{\partial D_{th,k}^*} \cdot \frac{\partial D_{th,k}^*}{\partial Z_k} \cdot \frac{\partial Z_k}{\partial W_j^0}, \text{ with } Z \text{ defined in Equation(9)} \quad (1.13)$$

$$\frac{\partial \chi_r^2}{\partial \epsilon_k} = \frac{\partial^1 \left(\sum_{k=1}^{N_c} \epsilon_k^2 \right)}{\partial \epsilon_k} = \epsilon_k \quad (1.14)$$

$$\frac{\partial \epsilon_k}{\partial D_{th,k}^*} = \frac{\partial (D_{exp,k}^* - D_{th,k}^*)}{\partial D_{th,k}^*} = -1 \quad (1.15)$$

$$\frac{\partial D_{th,k}^*}{\partial Z_k} = \frac{\partial \left(\frac{1-e^{-2Z_k}}{1+e^{-2Z_k}} \right)}{\partial Z_k} = 1 - (D_{th,k}^*)^2 \quad (1.16)$$

$$\frac{\partial Z_k}{\partial W_j^0} = \frac{\partial \left(\sum_{j=1}^H W_j^0 \cdot Y_j \right)}{\partial W_j^0} = Y_j, \text{ the vector } \mathbf{Y} \text{ being defined in Equation(8)} \quad (1.17)$$

$$\frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_j^0} = -\epsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \cdot Y_j \quad (1.18)$$

So that:

$$\Delta W_j^0 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_j^0} = \alpha \cdot \epsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \cdot Y_j \quad (1.19)$$

$$\text{A similar development is considered to derive: } \Delta W_0^0 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_0^0} = \alpha \cdot \epsilon_k \cdot \left[1 - (D_{th,k}^*)^2 \right] \quad (1.20)$$

(b) Inside the hidden layer:

$$\Delta W_{ij}^1 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1} = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial Y_{j,k}} \cdot \frac{\partial Y_{j,k}}{\partial X_{j,k}} \cdot \frac{\partial X_{j,k}}{\partial W_{ij}^1}, \text{ with } \underline{X} \text{ and } \underline{Y} \text{ defined in Equations (6) – (7)} \quad (1.21)$$

$$\frac{\partial Y_{j,k}}{\partial X_{j,k}} = \frac{\partial \left(\frac{1-e^{-2X_{j,k}}}{1+e^{-2X_{j,k}}} \right)}{\partial X_{j,k}} = 1 - (Y_{j,k})^2 \quad (1.22)$$

$$\frac{\partial X_{j,k}}{\partial W_{ij}^1} = \frac{\partial \left(\sum_{i=1}^N W_{ij}^1 \cdot D_{i,k}^* \right)}{\partial W_{ij}^1} = D_{i,k}^* \quad (1.23)$$

$$\frac{\partial \chi_r^2}{\partial Y_{j,k}} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \varepsilon_k^2 \right)}{\partial Y_{j,k}} = \varepsilon_k \cdot \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial Y_{j,k}} = \varepsilon_k \cdot \frac{\partial \varepsilon_k}{\partial Z_k} \cdot \frac{\partial Z_k}{\partial Y_{j,k}} \quad (1.24)$$

$$\text{So that: } \frac{\partial \chi_r^2}{\partial Y_{j,k}} = \varepsilon_k \cdot \frac{\partial (D_{\text{exp},k}^* - D_{\text{th},k}^*)}{\partial Z_k} \cdot \frac{\partial \left(\sum_{j=1}^H W_{ij}^0 \cdot Y_{j,k} \right)}{\partial Y_{j,k}} = -\varepsilon_k \cdot [1 - (D_{\text{th},k}^*)^2] \cdot W_j^0 \quad (1.25)$$

Thus, we can write

$$\frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1} = -[1 - (Y_{j,k})^2] \cdot (\varepsilon_k \cdot [1 - (D_{\text{th},k}^*)^2]) \cdot W_j^0 \cdot D_{i,k}^* \quad (1.26)$$

$$\Delta W_{ij}^1 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{ij}^1} = \alpha \cdot [1 - (Y_{j,k})^2] \cdot (\varepsilon_k \cdot [1 - (D_{\text{th},k}^*)^2]) \cdot W_j^0 \cdot D_{i,k}^* \quad (1.27)$$

$$\text{A similar development is considered to derive: } \Delta W_{0j}^1 = -\alpha \cdot \frac{\partial \chi_r^2}{\partial W_{0j}^1} = \alpha \cdot [1 - (Y_{j,k})^2] \cdot (\varepsilon_k \cdot [1 - (D_{\text{th},k}^*)^2]) \cdot W_0^0 \quad (1.28)$$

APPENDICE B : Fiche d'évaluation des dommages post-sismiques du bâti algérien

Code inspecteur :	FICHE D'EVALUATION DES DOMMAGES	C.E.T.C.
IDENTIFICATION DE LA CONSTRUCTION		
Secteur :	Zone :	Construction calculée au séisme : Oui - Non
Adresse ou éléments d'identification :		Construction contrôlée : Oui - Non
USAGE DE LA CONSTRUCTION		
Logement Administratif Socio-culturel Autres (à préciser) :	Scolaire Hospitalier Sportif	Commercial Industriel Réservoir d'eau
DESCRIPTION SOMMAIRE		
Age approximatif : Nombre de niveaux : Nombre de joints de dilatation - en élévation : - en infrastructure :	Vide sanitaire : Oui - Non Sous-sol : Oui - Non Éléments extérieurs indépendants (escaliers, auvent, passage couvert)	
PROBLEMES DE SOL AUTOUR DE LA CONSTRUCTION		
Faïlle : Oui - Non Liquéfaction : Oui - Non	- Affaissement - soulèvement : Oui - Non - Glissement : Oui - Non	
FONDATION - INFRASTRUCTURE		
<u>Fondations</u> - Type de fondation : - Type dommage : . tassement uniforme : Oui - Non . glissement : Oui - Non . basculement : Oui - Non	<u>Infrastructure</u> (dans le cas VS ou S/Sol) - Voile béton continu : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - Poteaux béton avec remplissage : 1 - 2 - 3 - 4 - 5	
STRUCTURE RESISTANCE		
<u>Éléments porteurs</u> (charge verticale) - murs en maçonnerie : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - voiles béton : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - poteaux béton : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - poteaux métalliques : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - poteaux bois : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - autres : 1 - 2 - 3 - 4 - 5	<u>Éléments de contreventement</u> - murs en maçonnerie : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - portique béton armé : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - portiques métalliques : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - palées triangulées : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - voiles béton : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - autres : 1 - 2 - 3 - 4 - 5	
<u>Planchers - Toiture terrasse</u> - béton armé : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - solives métallique : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - solive bois : 1 - 2 - 3 - 4 - 5	<u>Toiture inclinée</u> - charpente métallique : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - charpente bois : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - couverture tuile : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - couverture amiante-ciment : 1 - 2 - 3 - 4 - 5 - couverture métallique : 1 - 2 - 3 - 4 - 5	
(*) : entourer la mention utile, dans le cas de n° : un ou plusieurs numéros peuvent être entourés		

