

N° d'ordre :

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche
Scientifique
Université Ziane Achour de Djelfa
Département de Génie Civil



MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de **MASTER ACADEMIQUE**
EN : **GENIE CIVIL**
Spécialité : **Ingénierie parasismique**

par : **MESSAADI Sabrina**
TOAIBA Afaf

Thème

Identification expérimentale de l'excentricité accidentelle dans les bâtiments en utilisant les réseaux de neurones artificiels

Soutenu publiquement, le 01/07/2017, devant le jury composé de :

M. HARICHE Lazhar
M. BADAOUI Mohamed
M. MOKADEM Mohamed
M. HADJI Tarek

Maître de conférences B
Maître de conférences B
Ingénieur d'état en GC
Maître assistant A

Président
Directeur de mémoire
Co-directeur de mémoire
Examineur

Remerciements

Nous remercions en premier et en dernier ALLAH le tout puissant de nous avoir gardées en bonne santé en nous accordant le courage et la volonté pour réaliser ce modeste travail.

Notre plus profonde gratitude va bien évidemment à nos encadreurs Mr Mohamed Badaoui et Mr Mohamed Mokadem.

Nos remerciements sont réservés à Mr Mohamed Boudiaf, Mr Abdallah Yacine Rahmani et Mr Bachir Bahi pour leurs aides et leurs avis précieux.

Nos vifs remerciements vont à Mr Mohamed Bengourina et Mlle Sarra Hachi pour leur soutien moral et leur grande disponibilité.

Nos sincères salutations sont réservées à Monsieur le Président et les honorables membres du Jury, qui vont nous honorer de leurs critiques et jugement pour ce modeste travail.

ملخص

يعود الالتواء في المباني إلى الانحراف الطبيعي المحدد بين مركز الكتلة ومركز الصلابة، وأيضاً إلى الانحراف الطارئ ذو الطبيعة العشوائية والغير مؤكدة. تعطى قيمة هذا الأخيرة تجريبياً من قبل مختلف القواعد المضادة للزلازل حيث اقترح العديد من الباحثين عبارات تقييم الانحراف الطارئ. ومن بين هذه النماذج نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية. الهدف من هذا العمل هو اختبار قابلية تطبيق النموذج على المباني الحقيقية المستخدمة. لهذا الغرض، يتم إجراء التحقق التجريبي على عينة لهيكل على سلم منخفض جداً يخضع لعدة هزات زلزالية باستخدام طاولة الاهتزازات Quanser XY shake table III.

النتائج المتحصل عليها من حيث الخصائص الميكانيكية و الديناميكية وأيضاً الاجوبة الزلزالية للنموذج المستعمل واعدة.

Abstract

The torsion in the buildings is due to a deterministic natural eccentricity between the center of mass and the center of rigidity and an accidental additional eccentricity of a random nature and uncertain. The value of the latter is given empirically by various seismic regulations several researchers have proposed expressions for on evaluation. These models include the Artificial Neural Network (ARN) model. The objective of this work is to test the applicability of the RNA model on real instrumented buildings. For this purpose, an experimental validation is carried out on a specimen of structure with a very reduced scale subjected to several seismic excitations using the vibrating table Quanser XY shake table III.

The results in terms of dynamic characteristics and seismic responses are promising.

Résumé

La torsion dans les bâtiments est due une excentricité naturelle déterministe entre le centre de masse et le centre de rigidité et une excentricité supplémentaire accidentelle d'une nature aléatoire et incertaine. La valeur de cette dernière est donnée empiriquement par différents règlements parasismique plusieurs chercheurs ont proposé des expressions pour sur évaluation. Parmi ces modèles il y a le modèle de réseaux de neurone artificiels (RNA). L'objectif de ce travail est de tester l'applicabilité du modèle de RNA sur des bâtiments réelles instrumentés. A cet effet, une validation expérimental est effectuée sur un spécimen de structure à échelle très réduite soumis à plusieurs excitations sismique en utilisant la table vibrante Quanser XY shake table III.

Les résultats en termes de caractéristiques dynamiques et réponses sismiques sont prometteurs.

Sommaire

Liste des Figure	
Liste des tableaux	
Introduction Générale	1

Chapitre 1: Étude bibliographique

1.1. Introduction	3
1.2. Torsion dans les bâtiments	4
1.3. L'excentricité naturelle et l'excentricité accidentelle	5
1.4. Estimation de l'excentricité accidentelle	5
1.4.1. Excentricité accidentelle due à la rotation de la base	5
1.4.2. Evaluation des dispositions du règlement pour la torsion accidentelle.....	7
1.4.3. Excentricité accidentelle due aux incertitudes dans la rigidité	8
1.4.4. Etude comparative avec l'excentricité accidentelle réglementaire	9
1.4.5. Adéquation de l'excentricité accidentelle aux systèmes à comportement inélastique	9
1.5. Excentricité accidentelle dans les différents règlements parasismique	10
1.6. Technique des réseaux de neurones artificiels	11
1.7. Simulation par table vibrante.....	12
1.8. Table vibrante Quanser	12
1.9. Conclusion	13

Chapitre 2 : Les Réseaux de neurones artificiels

2.1. Introduction	15
2.2. Historique	15
2.3. Neurone biologique	17

2.4. Neurone artificiel (formel)	18
2.4.1. Définition.....	18
2.4.2. Fonctions d'activation.....	19
2.5. Fonctionnement d'un Réseaux de Neurone Artificiels « RNA »	20
2.6. Architecture des réseaux de neurones	20
2.6.1 Réseaux de neurones non bouclé "FEED-FORWARD"	21
2.6.1.1. Les Perceptrons	21
2.6.1.2. Les réseaux à fonction radiale.....	21
2.6.2. Les réseaux "FEED-BACK"	22
2.6.2.1. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen	22
2.6.2.2. Les réseaux de Hopfield	22
2.6.2.3. Les ART "Adaptative Résonnance Théorie"	23
2.7. Apprentissage	23
2.7.1. Rétro-propagation standard	24
2.7.2. L'algorithme de rétro-propagation de Levenberg-Marquardt	25
2.8. Application du réseau de neurones dans les problèmes de génie civil.....	26
2.8.1. Identification structurelle et diagnostic d'un bâtiment à partir des données de réponse sismique	27
2.8.2. Capacité de déformation ultime des poteaux en béton armé	27
2.8.3. Prévision et détermination de la charge et le déplacement à la rupture des bâtiments à plusieurs étages en béton armé.....	28
2.8.4. Conception optimale des poutres en béton	28

2.9. Conclusion	29
-----------------------	----

Chapitre 3: Les réseaux de neurones artificiels et leurs applications en génie civil

3.1 Introduction	30
3.2. Procédures d'analyse.....	30
3.3. Modèle mécanique	32
3.4. Analyse par réseaux de neurones	35
3.4.1. Conception du réseau.....	35
3.4.2. Bases de données	36
3.4.3. Apprentissage du réseau de neurones	37
3.5. Conclusion	37

Chapitre 4 : Validation expérimentale du modèle de RNA

4.1. Introduction	39
4.2. Modèle expérimental	39
4.2.1. Description de la structure	40
4.2.2. Mesure expérimentale des fréquences propres de la structure	40
4.2.3. Mesure des propriétés du matériau	42
4.2.4. Mesure de l'excentricité de la structure avec la masse additionnelle.....	42
4.2.5. Mesure du taux d'amortissement	43
4.2.6 Chargement appliqué	44
4.2.7. Enregistrement expérimental des réponses.....	45
4.3. Application du RNA sur le modèle physique.....	48
4.3.1. Architecteur du réseau de neurones	48
4.3.2. Résultats.....	49
4.3.2.1. Validation et corrélation des résultats.....	49
4.4. Simulation des excentricités par les RNA	51
4.5. Conclusion	55

Conclusion Générale.....	57
Référence	60

.

Liste des figures

CHAPITRE 1 : Etude bibliographique

Figure 1.1 : Distribution des éléments résistants dans le plan horizontal.....	4
Figure 1.2 : Couplage des modes de torsion.....	4
Figure 1.3 : Table vibrante Quanser.....	13

CHAPITRE 2 : Les réseaux de neurones artificiels

Figure2.1:Neuronebiologique.....	17
Figure2.2:Modélisationsimplifiéeduneuronebiologique.....	18
Figure 2.3 : Classification des réseaux de neurones.....	20
Figure 2.4 : Réseau de neurones avec une seule couche cachée.....	24

CHAPITRE 3 : Développement d'un modèle de RNA pour l'évaluation de l'excentricité accidentelle

Figure 3.1: Procédures d'analyse par le modèle RNA couplé avec la simulation de Monte Carlo.....	32
Figure 3.2: Modèle mécanique.....	33
Figure 3.3: Réseau de neurones multicouches.....	36

CHAPITRE 4 : Validation expérimentale du modèle de RNA

Figure4.1 : Model physique.....	40
Figure4.2 : Transformée de Fourier des réponses de la structure sans masse additionnelle en vibration libre	41
Figure 4.3 : Transformée de Fourier des réponses de la structure avec masse additionnelle centrée en vibration libre.....	41
Figure 4.4 : Élément structural encastré dans son extrémité.....	42

Liste des figures

Figure 4.5 : Accélération de la structure avec masse additionnelle enregistrée en vibration libre	43
Figure 4.6 : Séisme de Northridge 1994, a) Accélération désirée, b) Accélération mesurée.....	44
Figure 4.7 : Séisme de Imperial Valley 1979, a) Accélération désirée, b) Accélération mesurée...	45
Figure 4.8 : Séisme de Cape Mendocino 1992, a) Accélération désirée, b) Accélération mesurée	45
Figure 4.9 : Accélérations au centre de masse du plancher filtrées, structures excitée par le séisme de Northridge 1994, a) selon x, b) autour de Oz.....	47
Figure 4.10 : Courbe de régression entre les excentricités calculées par le RNA tiré de la base de données BD1 et les excentricités cibles	50
Figure 4.11 : Courbe de régression entre les excentricités calculées par le RNA tiré de la base de données BD2 et les excentricités cibles	50
Figure 4.12 : Courbe de régression entre les excentricités calculées par le RNA tirée de la base de données BD3 et les excentricités ciblent.....	51

Liste des Tableaux

Tableau 1.1 : Coefficients de l'excentricité de conception dans différents codes	11
Tableau 2.1: Fonctions d'activation	19
Tableau 4.1 : Essai de charge : Force-déplacement.....	42
Tableau 4.2 : Accélérations maximales enregistrées pour différentes positions de masse additionnelle.....	43
Tableau 4.3 : Accélérations maximales enregistrées pour différentes positions de masse additionnelle.....	46
Tableau 4.4 : Les données de la couche d'entrée du RNA et l'excentricité obtenue par RNA comparée à l'excentricité réelle, cas du seisme de Northridge 1994.	52
Tableau 4.5 : Les données de la couche d'entrée du RNA et l'excentricité obtenue par RNA comparée à l'excentricité réelle, cas du seisme de Mendocino 1992.....	53
Tableau 4.6 : Les données de la couche d'entrée du RNA et l'excentricité obtenue par RNA comparée à l'excentricité réelle, cas du seisme de Imperial Valley 1979	54

Introduction générale

Les effets de la torsion sont considérés comme un facteur majeur responsable de sévères endommagements et même de ruines de plusieurs structures lors des séismes.

Dans le but de tenir compte des effets de la torsion, les règlements parasismiques préconisent deux moments supplémentaires aux charges latérales et proportionnels aux excentricités dynamiques de conception primaire et secondaire en fonction de l'excentricité calculée et accidentelle.

L'introduction d'une excentricité accidentelle a pour but la considération de toutes les incertitudes et erreurs d'évaluation des caractéristiques géométriques et mécaniques des éléments structuraux et la rupture aléatoire des éléments non structuraux, à la variabilité spatiale des charges permanentes ou à une distribution défavorable des charges d'exploitation, et à la rotation de la fondation. Selon les codes sismiques, cette excentricité accidentelle est forfaitairement prise égale à 5% ou 10% de la dimension en plan perpendiculaire à la direction de l'excitation sismique.

Plusieurs recherches ont été effectuées sur l'adéquation des valeurs de l'excentricité accidentelle de conception préconisée par les codes. Certains chercheurs ont proposé de nouvelles procédures pour évaluer cette excentricité tenant compte de la nature de ses origines.

Eu égard, à la nature aléatoire et incertaine des facteurs responsables de l'excentricité accidentelle, il s'avère très difficile d'évaluer explicitement et avec précision son effet sur la réponse sismique globale des constructions.

Pour disposer d'une relation précise conduisant à la prédiction de l'excentricité accidentelle par les techniques d'approximation de fonctions, il est nécessaire de définir les paramètres pouvant faire apparaître l'effet de l'excentricité accidentelle. Parmi ces paramètres il y a la réponse de la structure en déplacement ou en accélération ainsi que les fréquences propres. Le choix de ces paramètres peut être justifié par la possibilité de

les avoir dans la pratique à partir des enregistrements réels sur des constructions instrumentés.

Les techniques de régression linéaire sont souvent choisies pour approximer une fonction, mais leur limitation dans le choix des modèles mathématiques présente un inconvénient. Une autre technique plus générale qui se base sur les réseaux de neurones artificiels (RNA) permet d'obtenir des modèles non-linéaires et multidimensionnels. Cette technique a montré sa performance dans la modélisation des différents systèmes naturels et d'ingénierie. Elle convient en particulier pour des problèmes trop complexes pour être modélisés et résolus par les mathématiques classiques et des procédures traditionnelles.

L'objectif de ce mémoire est la validation expérimentale d'un modèle de réseaux de neurones artificiels (RNA) destiné pour l'évaluation de l'excentricité accidentelle dans les bâtiments en utilisant la table vibrante Quanser XY Shake table III.

Il est présenté en quatre chapitres. Dans le premier chapitre une étude bibliographique sur l'excentricité accidentelle, les réseaux de neurones et la table vibrante Quanser, est réalisée. Cette étude expose les origines de l'excentricité accidentelle, sa prise en compte que se soit dans les règlements parasismiques ou bien dans les modèles numériques. Aussi, les différentes expressions proposées par plusieurs travaux de recherches pour sa quantification. Dans le deuxième chapitre une présentation des réseaux de neurones artificiels est effectuée, ainsi que ses différents constituants, les différentes étapes à suivre pour les construire, et ses différentes applications dans le génie civil. Le troisième chapitre est consacré à la présentation du modèle développé pour l'évaluation de l'excentricité accidentelle en utilisant la technique des réseaux de neurones artificiels couplée avec les simulations de Monte-Carlo. Dans le quatrième chapitre cette procédure est appliquée sur une maquette de structure à un seul niveau de très petite échelle soumise à des excitations sismiques.

Etude bibliographique

1.1. Introduction

Généralement dans nos conceptions des structures de bâtiments, nous avons affaire à des bâtiments symétriques qui ne présentent pas d'ambiguïtés et dont le calcul est simple.

Parfois, on est amené, à étudier des bâtiments asymétriques qui présentent des irrégularités architecturales et massiques, ceci pour des raisons fonctionnelles (exemples : centrales nucléaires, imprimeries...) ou bien pour des raisons architecturales (exemples : esthétique, environnement ...)

L'étude de ces bâtiments est différente de celle des bâtiments symétriques, car dans ce cas le phénomène de torsion peut avoir une grande influence. Il est dû principalement à la distance existante entre le centre de masse et le centre de rigidité appelée excentricité.

Cette excentricité est prise en compte par une expression de conception préconisée par les règlements parasismiques pour les modèles plans. Pour les modèles tridimensionnels l'excentricité est prise dans la modélisation.

L'excentricité de conception recommandée par les règlements est composée de deux termes relatifs à l'excentricité naturelle et l'excentricité accidentelle.

Plusieurs chercheurs ont travaillé sur la performance de cette expression en utilisant plusieurs modèles. L'une des techniques utilisées est les réseaux de neurones artificiels.

Dans ce chapitre une étude bibliographique sur la torsion et ses origines et notamment l'excentricité accidentelle est effectuée. Un passage sur les réseaux de neurones est fait afin de comprendre le modèle de réseau de neurones qui fait partie de ce mémoire. Et finalement une recherche sur la table vibrante Quanser XY shake table III est réalisée car elle représente l'outil principale utilisé pour le développement de ce travail.

1.2. Torsion dans les bâtiments

L'asymétrie (excentricité) de la structure est généralement associée à la torsion, car la réponse en torsion est généralement limitée par l'effet de couplage des modes latéraux et de torsion lors d'une excitation latérale. Il faut noter la différence entre l'excentricité et le mode de torsion qui est une caractéristique dynamique de la structure qu'elle soit symétrique ou asymétrique.

La fréquence associée au mode de torsion dépend de la distribution de la rigidité des éléments de résistance dans le plan horizontal de la structure. Par exemple les bâtiments ayant un noyau central, une structure auto-stable avec une distribution uniforme de poteaux, ou des voiles périphériques comme système de contreventement (fig.1) tendent à avoir une fréquence de torsion inférieure, sensiblement égale ou supérieure à la fréquence fondamentale latérale [1].

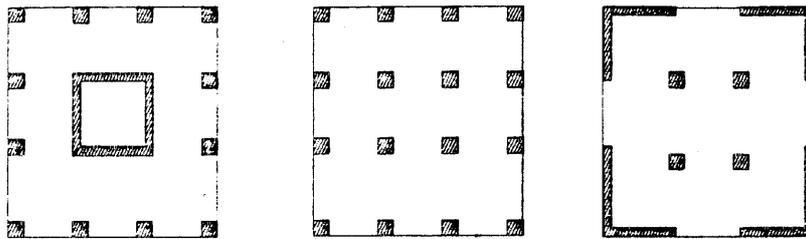


Figure 1.1 : Distribution des éléments résistants dans le plan horizontal [1].

Le mode de torsion est pur dans une structure parfaitement symétrique (Figure 1.2-a) mais il peut être couplé à l'un ou aux deux modes latéraux dans une structure asymétrique (Figure 1.2 -b, c)

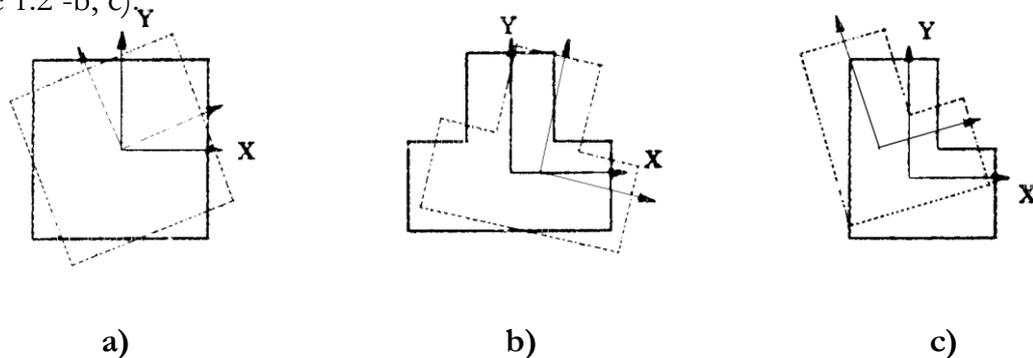


Figure 1.2 : Couplage des modes de torsion [2].

1.3. L'excentricité naturelle et l'excentricité accidentelle

L'excentricité structurelle résulte du décalage entre le centre de la masse et le centre de rigidité de la structure. Elle fait partie de la structure. Dans une analyse sismique simplifiée reposant sur des modèles 2D, où les analyses selon les axes X et Y sont faite séparément, l'impact de l'excentricité structurelle est pris en compte en répartissant manuellement les effets de torsion sur la structure. On applique généralement à l'excentricité structurelle un facteur de sécurité supplémentaire afin de corriger certaines imprécisions liées à l'utilisation d'une méthode simplifiée.

Lorsqu'on a recours à une modélisation 3D de la structure, l'excentricité structurelle est automatiquement prise en compte du fait que X et Y sont liés et sont analysés ensemble, ce qui permet d'afficher les effets de torsion directement dans l'analyse, sans avoir à les insérer manuellement après coup.

L'excentricité accidentelle est utilisée pour tenir compte des variations imprévues et Incertitudes dans les propriétés géométriques et matérielles des éléments structuraux, la détérioration aléatoire D'éléments structuraux et non structuraux, la variabilité spatiale des masses et la Chargement et la composante de rotation du mouvement sismique du sol [3].

1.4. Estimation de l'excentricité accidentelle

1.4.1. Excentricité accidentelle due à la rotation de la base

En 1969, Newmark a développé une procédure déterministe pour estimer les effets de l'excitation rotationnelle de la base sur les bâtiments symétriques et a suggéré des recommandations pour la conception en tenant compte des effets de dimension du bâtiment, de la période de vibration et du type de contreventement dans la conception parasismique afin de tenir compte des excentricités [4].

Une expression de l'excentricité accidentelle e_a a été proposée:

$$\frac{e_a}{b} = 2 \left(\frac{r}{b} \right)^2 \frac{(b/2) (u_\theta)_0}{(u_y)_0} \Omega^2 = \frac{r(u_\theta)_0}{(u_y)_0} \Omega^2 \frac{r}{b} \quad (1.1)$$

Où $(u_y)_0$ est la coordonnée du spectre de réponse de translation pour la période de vibration latérale T_y du système, $(u_\theta)_0$ est la coordonnée du spectre de réponse de torsion pour la période de vibration de torsion T_θ , Ω est le rapport entre les fréquences de torsion et latérale non couplées et r est le rayon de giration du plan de système autour de l'axe vertical passant par le centre de masse.

Les réponses relatives en torsion et flexion de plusieurs configurations de bâtiment sont calculées avec la prise en compte des différences de fréquences de ces modes de réponses. Les valeurs de l'excentricité en termes de largeur de bâtiment et la vitesse de propagation d'onde, sont déterminées. Les résultats de cette étude indiquent que l'excentricité de conception devrait varier avec la fréquence propre de bâtiment et le temps de passage de l'onde à travers la base du bâtiment.

Il a été conclu aussi qu'une excentricité accidentelle de 5% de la plus grande dimension exigée par le code est insuffisante pour des bâtiments autostables avec des périodes inférieures à 0.6 secondes ou des bâtiments en voiles avec des périodes inférieures à 1 seconde. L'excentricité accidentelle d'environ 10% ou 15% de la dimension maximale serait raisonnable pour des périodes fondamentales courtes.

Une comparaison a été réalisé par De la Llera and Chopra entre une expression de l'excentricité accidentelle qu'ils ont proposé, en utilisant des excitations rotationnelles à la base provenant des enregistrements des mouvements sismiques, et celle développée par Newmark, et qui est de la forme [5]:

$$\frac{e_a}{b} = [(\hat{u}_{-r})_0 - 1] \Omega^2 \left(\frac{r}{b} \right) \quad (1.2)$$

où $(\hat{u}_{-r})_0$ est le rapport entre deux pics de déplacement dynamique à une distance $-r$ (bord flexible) due seulement à la composante de translation de l'excitation sismique et à l'action simultanée des deux composantes de translation et rotation du mouvement sismique.

Ils ont identifié une différence importante entre les deux approches dans l'étalonnage de l'excentricité de conception pour représenter la réponse de torsion des bâtiments due à

une excitation rotationnelle. Ces excentricités accidentelles étaient entre sept et vingt fois plus petites que les valeurs calculées à l'aide de l'approche de Newmark.

Ils ont pu aussi conclure que les valeurs calculées de l'excentricité accidentelle sont beaucoup plus petites que les valeurs de code de $0.05b$ ou $0.1b$, sauf pour les systèmes ayant une dimension en plan longue. Aussi, l'augmentation, due au mouvement rotationnelle de la fondation, peut atteindre des valeurs aussi grandes que 40% pour les systèmes avec des périodes courtes et flexibles à la torsion.

1.4.2. Evaluation des dispositions du règlement pour la torsion accidentelle

Une procédure est présentée par de La Llera and Chopra pour l'évaluation des dispositions du code des bâtiments pour la torsion accidentelle à partir de l'analyse des mouvements de trois bâtiments symétriques soumises à des excitations sismiques. Cette procédure est utilisée pour analyser les mouvements enregistrés de trois bâtiments [6].

En premier, ils ont calculés les efforts tranchants et les torsions dans chaque étage à partir des enregistrements en accélérations. Sachant que l'accélération rotationnelle était calculée avec une transformation géométrique simple en utilisant les accélérations en translation enregistrées. Un calcul de l'excentricité accidentelle instantanée $e_{xj}(t)$ est réalisé, à partir du rapport de la torsion sur l'effort tranchant calculés au centre de masse de chaque étage.

$$e_{xj}(t) = \frac{T_j(t)}{V_{xj}(t)} \quad (1.3)$$

où $V_{xj}(t)$ et $T_j(t)$ sont l'effort tranchant et la torsion au jème étage.

Les valeurs de l'excentricité calculées excèdent grossièrement la valeur de code $0.05b$ par intermittence durant un séisme. Cette différence est due aux valeurs faibles de l'effort tranchant à la base. Par conséquent, beaucoup de valeurs de l'excentricité accidentelle sont non significatives.

Il a été montré qu'il n'était pas nécessaire de prendre la torsion accidentelle en compte dans la conception de deux bâtiments sur trois étudiés, résultat qui ne peut pas être généralisé sur tous les bâtiments. Aussi, la torsion accidentelle peut être significative si la

période de vibration de torsion est beaucoup plus grande que la période de vibration latérale, le bâtiment en plan est spécialement long dans une des deux directions, ou le mouvement du sol peut causer exceptionnellement des mouvements rotationnelles forts (autour de l'axe vertical) à la base du bâtiment [7]. La torsion accidentelle peut aussi être significative pour des bâtiments qui peuvent subir des mouvements de flexion ou des fissurations locales qui sont susceptibles d'être asymétrique (bâtiment avec des murs en maçonnerie ou cloisons). Toutefois, les dispositions du code ne reconnaissent pas ces facteurs, à l'exception de la dimension en plan. Il a été montré que le mouvement de rotation à la base cause entre 25% et 45% de la torsion accidentelle totale dans deux bâtiments considérés dans cette investigation.

1.4.3. Excentricité accidentelle due aux incertitudes dans la rigidité

Dans d'autres travaux de La Llera and Chopra ont largement étudié les incertitudes qui contribuent à l'excentricité accidentelle dans les bâtiments. Parmi les facteurs considérés il y avait l'incertitude dans la rigidité des éléments structurels, l'incertitude dans la localisation du centre de masse de la structure et l'incertitude dans la distribution des rigidités et masses des autres étages autre que celui analysé. L'effet de toutes ces sources a été évalué en considérant un comportement élastique linéaire des bâtiments. Ils ont trouvé que les incertitudes dans la localisation du centre de masse et dans la rigidité des éléments structurels représentent plus de 70% de l'augmentation totale dans la réponse due à la torsion accidentelle. Dans leur étude de la torsion accidentelle due à l'incertitude dans la rigidité des éléments structurels d'un système à un seul étage, ils ont proposé une formule de calcul de l'excentricité accidentelle. Le principe de l'expression proposée est celui généralement utilisé dans leurs travaux liés aux problèmes de la torsion accidentelle. Il consiste à appliquer la force latérale statique équivalente ou l'effort tranchant à la base pour un bâtiment symétrique à une excentricité e_a relative au centre de masse CM et de diviser la réponse au niveau du bord sur la réponse sans considération de la torsion accidentelle. L'expression obtenue était de la forme suivante:

$$\frac{e_a}{b} = [(\hat{u}_{b/2})_0 - 1] \Omega^2 2 \left(\frac{r}{b} \right)^2 \quad (1.4)$$

Où $(\hat{u}_{b/2})_0$ est la réponse normalisée en translation aux rives du plan de bâtiment.

1.4.4. Etude comparative avec l'excentricité accidentelle réglementaire

Une autre forme plus générale de l'excentricité accidentelle est utilisée dans une comparaison de la prise en compte de la torsion accidentelle préconisée par les codes sismiques par les deux méthodes statique équivalente et dynamique pour les bâtiments symétriques et asymétriques à un seul étage [8] :

$$\frac{e_D}{\beta b} = [(\hat{u}_{-b/2})_d - 1] \left(\frac{\Omega^2}{(1/2 + e_s/b)(b/r)^2} + \alpha e/b \right) \left(\frac{1}{\beta b} \right) \quad (1.5)$$

Dans cette étude ils ont montré que l'augmentation dans la réponse due à l'excentricité accidentelle prédite par les analyses statique et dynamique de la classe spéciale des systèmes à plusieurs étages, dans lequel les centres de masse et les centres de rigidité se situent sur les deux lignes verticales, est essentiellement la même que celle pour les systèmes à un seul étage.

1.4.5. Adéquation de l'excentricité accidentelle aux systèmes à comportement inélastique

Le travail de Pekau et Guimond a exploré l'adéquation des prédictions des règlements de l'excentricité accidentelle pour tenir compte de la torsion induite dans les structures due à la variation des efforts dans les éléments structurels considérés élasto-plastiques. Ils ont proposés une nouvelle expression tenant compte la variation imprévue des efforts de flexion dans les éléments [9].

Le modèle structurel est constitué d'un plancher rigide d'une masse supporté par deux éléments structurels présentant un comportement élasto-plastique. Pour évaluer la réponse dynamique latérale-torsionnelle le concept de l'excentricité plastique statique e_p^* est introduit. Ce dernier représente l'excentricité de centroïde plastique à partir du centre de résistance, c.à.d. le point où la charge est appliqué statiquement et qui cause seulement une réponse en translation. En se basant sur les équations d'équilibre et en considérant les éléments 1 et 2 ayant les efforts limites élastiques R et $(1-\lambda) R$. L'expression de l'excentricité plastique statique normalisée $e_p^* = e_p/r$ prend la forme :

$$e_p^* = \lambda \Omega_0 / (2 - \lambda) \quad (1.6)$$

D'où λ est le paramètre de variation d'effort et Ω_0 est le rapport des fréquences de torsion et translation et r est le rayon de giration autour du centre de masse.

1.5. Excentricité accidentelle dans les différents règlements parasismique

Les codes sismiques des bâtiments exigent la considération de la torsion structurelle autour de l'axe vertical via l'utilisation des excentricités de conception qui tiennent compte des sources naturelles et accidentelles de la torsion. L'excentricité naturelle est généralement définie comme la distance entre le centre de masse (CM) et le centre de rigidité (CR), destinée à tenir compte du couplage des réponses latérales et de torsion résultant de l'asymétrie en plan. En supposant que la distribution de poids et les propriétés nominales de la structure sont connues, cette excentricité naturelle est supposée être déterministe. L'excentricité accidentelle est ajoutée dans la conception pour compenser les distributions actuelles de charges permanente et d'exploitation durant les séismes qui présentent le poids du plancher qui est le contributeur principal dans le poids de l'étage, ainsi que des charges additionnelles d'exploitation liées à l'usage du bâtiment, mur de façade, cloisons, etc..., la différence entre les valeurs calculées et actuelles de masse, rigidité et effort dans le bâtiment due à l'incertitude dans les propriétés des matériaux, dimensions des éléments, méthodes de fabrication, contrôle de qualité, histoire de chargement de l'élément, et les modèles théoriques utilisés pour prédire la rigidité de l'élément, et la composante de torsion du mouvement de la base même si elle semble importante seulement pour des structures à grandes dimensions en plan [10].

Généralement, l'excentricité de conception spécifiée dans la plupart des codes pour l'analyse statique des bâtiments est de la forme :

$$e_d = \alpha e_s + \beta b \quad (1.7)$$

$$e_d = \delta e_s - \beta b$$

Le premier terme représente l'effet de la torsion naturelle et le second terme incorpore l'effet de la torsion accidentelle et, e_s est l'excentricité définie comme la distance entre (CM) et (CR) ; b est la dimension en plan perpendiculaire à la direction du mouvement du

sol ; et α, β et δ sont des coefficients spécifiques. Le Tableau 1 donne les coefficients α, β et δ spécifiés dans certains codes de bâtiments.

Design code	A	B	δ
National Earthquake Hazard Reduction Program, NEHRP [1997]	1.0	0.05	1.0
International Building Code IBC [2003]	1.0	0.05	1.0
EuroCode8 [2003]	1.0	0.05	1.0
Turkish Code, DBYBHY [2006]	1.0	0.05	1.0
National Building Code of Canada NBCC [1995]	1.5	0.1	0.5
Mexico City Building Code MCBC [1995]	1.5	0.1	1.0
Règle parasismique algérienne RPA [2003]	1.0	0.05	1.0

Tableau.1.1 : Coefficients de l'excentricité de conception dans différents codes [10].

En pratique et selon la plupart des codes des bâtiments, les effets de la torsion accidentelle sont considérés par l'application des forces statiques équivalentes latérales à une distance e_a du centre de rigidité (CR), qui comprend l'excentricité accidentelle, à chaque niveau et dans chaque direction. Ces effets, dans une analyse dynamique des bâtiments, sont considérés en déplaçant le centre de masse (CM) de chaque niveau d'une distance égale à l'excentricité accidentelle $\pm \beta b$ de sa position nominale.

1.6. Technique des réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels « RNA » sont inspirées de la structure neurale et le fonctionnement du cerveau humain. L'utilisation des réseaux de neurones dans le domaine de génie civil avait un grand progrès par le temps, plusieurs travaux ont été publiés, un certain nombre de recherches en Génie Civil montre clairement le potentiel et les possibilités d'application des modèles de RNA pour la résolution des problèmes concernant plusieurs domaines [11] :

- Identification structurelle et diagnostic d'un bâtiment à partir des données de réponse sismique
- Capacité de déformation ultime des poteaux en béton armé

- Préviation et détermination de la charge et le déplacement à la rupture des bâtiments à plusieurs étages en béton armé
- Détection des dommages structuraux.

1.7. Simulation par table vibrante

Les tables vibrantes sont de plus en plus utilisées dans le domaine du génie parasismique. Elles jouent un rôle essentiel dans la promotion de l'état de la recherche expérimentale. Les essais sur table vibrante constituent l'approche la plus réaliste pour l'analyse sismique des structures. Dans les essais sur table vibrante, la structure est soumise à des excitations à sa base en temps réel et les effets dynamiques sont complètement pris en compte. Parce qu'elle applique les forces à une structure de test, de la même manière que le sol applique les forces à une structure réelle pendant un tremblement de terre.

Cet outil reconnu par la communauté scientifique du génie parasismique qui allie puissance et automatisme, permet de réaliser des essais sismiques et des études paramétriques sur des ouvrages de génie civil, mais aussi des essais de qualification des équipements industriels. Toutefois, compte tenu de la limitation en charge utile de la plupart des tables vibrantes, le recours à des essais sur modèles structurels à échelle réduite est généralement nécessaire [12].

1.8. Table vibrante Quanser

Les thèmes de la dynamique structurale et de l'analyse font partie du programme de génie et d'études supérieures en génie civil, génie mécanique et ingénierie aérospatiale. Les systèmes Quanser offrent une précieuse extension pratique de ces cours hautement théoriques, permettant d'étudier les réponses des structures et des matériaux aux vibrations causées par les tremblements de terre ou les vents.

Des tables de secouage et des plates-formes intelligentes, robustes et flexibles répondent aux besoins des éducateurs et des chercheurs pour des dispositifs fiables, à faible maintenance et rentables. Avec ces systèmes, vous pouvez démontrer diverses techniques de contrôle utilisées pour manipuler et amortir les vibrations structurelles et introduire une analyse multi-dynamique plus avancée.

Les tables de secouage Quanser et les plates-formes de structures intelligentes sont également idéales pour les chercheurs dans les domaines de l'ingénierie axés sur l'analyse et l'isolement des vibrations avancées, l'étude de la réponse et des limites élastiques des structures et géo-matériaux soumis à des charges dynamiques [13].



Figure 1.3 : Table vibrante Quanser.

1.9. Conclusion

Le phénomène de la torsion accidentelle est un phénomène complexe. Il est dû à la différence entre les valeurs calculées et réelles de masse, rigidité et effort dans le bâtiment ou encore à la variabilité spatiale des charges permanentes ou à une distribution défavorable des charges d'exploitation. Il peut être dû aussi au mouvement de torsion à la base du bâtiment.

Selon la plupart des codes des bâtiments, les effets de la torsion accidentelle sont considérés par l'application des forces statiques équivalentes latérales à une distance du centre de rigidité qui comprend l'excentricité accidentelle prise par une formulation forfaitaire. Ces effets, dans une analyse dynamique des bâtiments, sont considérés en déplaçant le centre de masse d'une distance égale à l'excentricité accidentelle.

Plusieurs recherches ont été effectuées sur la performance des valeurs de l'excentricité accidentelle de conception préconisée par les codes. Certains chercheurs ont proposé des

expressions pour évaluer cette excentricité tenant compte des facteurs responsables qui sont d'une nature aléatoire. Cette nature a conduit d'autres chercheurs à développer des méthodes de mesure de l'effet de la torsion accidentelle sur la réponse d'un bâtiment sans calcul explicite de l'excentricité accidentelle. La majorité des études ont montré une influence de cette excentricité dans la réponse de la structure. Cette influence diffère d'une étude à une autre, ce qui nécessite toujours plus d'investigation sur l'évaluation de ce paramètre.

Les réseaux de neurones artificiels

2.1. Introduction

Récemment, la technique des réseaux de neurones artificiels (RNA) a montré sa performance dans la modélisation des différents systèmes naturels et d'ingénierie. Cette technique convient en particulier pour des problèmes trop complexes pour être modélisés et résolus par les mathématiques classiques et des procédures traditionnelles. Un RNA est un outil de calcul qui tente de simuler l'architecture et les caractéristiques opérationnelles internes du cerveau humain et les systèmes neuronaux. L'utilisation de réseaux de neurones artificiels (RNA) peut fournir une méthode alternative qui permet de surmonter les difficultés à estimer l'excentricité accidentelle. Un avantage de la modélisation en utilisant des réseaux de neurones, c'est qu'il n'est pas nécessaire de connaître a priori la relation fonctionnelle entre les différentes variables impliquées, contrairement à l'analyse de régression. Une grande partie de la réussite de la méthode de RNA est due à ses caractéristiques de traitement non linéaires et parallèles. Sa capacité de calcul a fait sa preuve dans les domaines de la prévision et l'estimation, reconnaissance de formes, optimisation, approximation de fonction, et contrôle des systèmes.

2.2. Historique

L'histoire des réseaux de neurones est donc tissée à travers des découvertes conceptuelles et des développements technologiques survenus à diverses époques. De nombreux ouvrages ont permis de documenter l'histoire des recherches en réseaux de neurones. Brièvement, les premières recherches remontent à la fin du 19ème siècle. Ils consistent en travaux multidisciplinaires en physique, en psychologie et en neurophysiologie par des scientifiques tels Hermann Von Helmholtz, Ernst Mach et Ivan Pavlov. A cette époque, il s'agissait de théories

plutôt générales sans modèle mathématique précis d'un neurone.

1890: W. James, célèbre psychologue américain introduit le concept de mémoire associative, et propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage sur les réseaux de neurones connue plus tard sous le nom de loi de Hebb.

1943: la naissance du domaine des réseaux de neurones artificiels avec les travaux de Warren McCulloch et Walter Pitts qui ont montré qu'avec de tels réseaux, on pouvait, en principe, calculer n'importe quelle fonction arithmétique ou logique.

1949: Hebb, physiologiste américain propose une théorie fondamentale pour l'apprentissage. Donald Hebb essayait d'expliquer les effets d'apprentissage et de mémoire à partir de groupes de cellules, il propose que les cellules apprennent à modifier l'intensité des connexions qui les relient en fonction de leur activité simultanée.

1969 : Minsky et Papert publient le livre *Perceptrons* dans lequel ils utilisent une solide argumentation mathématique pour démontrer les limitations des réseaux de neurones à une seule couche développés par Rosenblatt et Widrow-Hoff. En effet, les chercheurs se désintéressèrent des réseaux de neurones pour se tourner vers l'approche symbolique de l'intelligence artificielle (IA) qui semblait beaucoup prometteuse. Il s'en suivra alors, face à la déception, une période noire d'une quinzaine d'années dans le domaine des réseaux de neurones artificiels.

1972 : Teuvo Kohonen et James Anderson ont développé indépendamment et simultanément de nouveaux réseaux pouvant servir de mémoires associatives.

1983 : La Machine de Boltzmann est le premier modèle connu apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables).

1986 : Rumelhart, Hinton et Williams publient, l'algorithme de la rétropropagation de l'erreur qui permet d'optimiser les paramètres d'un réseau de neurones multicouches complexes.

Depuis ce temps, c'est un domaine où bouillonne constamment de nouvelles théories, de nouvelles structures et de nouveaux algorithmes. Nombreuses applications ont été réalisées sur le principe des réseaux de neurones, les réseaux importants devant faire appel à des processeurs spécialisés[14].

2.3. Neurone biologique

On pense que le système nerveux compte plus de 1000 milliards de neurones interconnectés. Bien que les neurones ne soient pas tous identiques, leur forme et certaines caractéristiques permettent de les répartir en quelques grandes classes. En effet, il est aussi important de savoir, que les neurones n'ont pas tous un comportement similaire en fonction de leur position dans le cerveau. Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire d'axones et de dendrites. En première approche. On peut considérer que ces sortes de filaments sont conductrices d'électricité et peuvent ainsi transporter des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et son axone sa sortie (Figure. 2.1).

Le réseau de neurone montré dans la figure (2.1) est un réseau composé du système non linéaire avec une interconnections complexe des neurones, Ces neurones sont les éléments constitutifs du système nerveux central et les processus de communication générale. Son efficacité peut être améliorée par l'apprentissage répété [13].

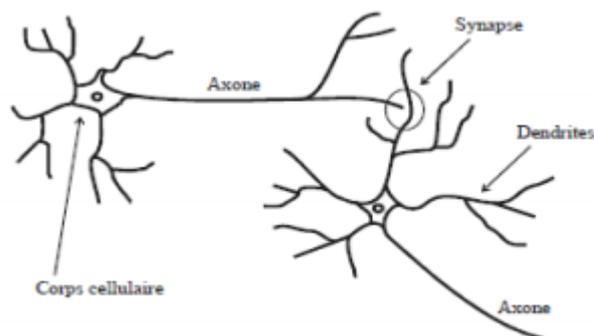


Figure 2.1 : le neurone biologique [14].

2.4. Neurone artificiel (formel)

2.4.1. Définition

Le neurone formel est donc une modélisation mathématique qui reprend les principes du fonctionnement du neurone biologique, Un neurone est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeurs bornées .D'un point de vue mathématique, le neurone formel peut être représenté de la manière suivante:

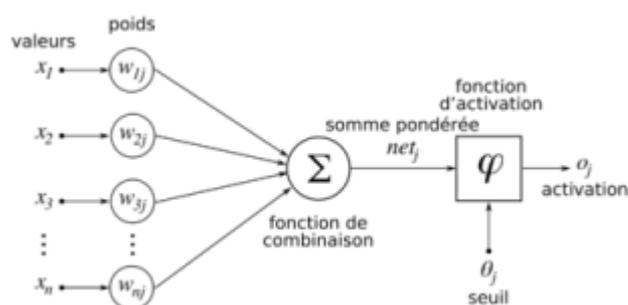


Figure 2.2: Modélisation simplifiée du neurone biologique [15].

Le réseau neurone se divise en trois parties : Couche d'entrée, Une ou plusieurs couches cachées et Couche de sortie, dont l'activation de ces neurones est interprétée comme étant la réponse du réseau. Pour un nombre compris entre $j=1$ et un nombre n , le neurone formel va calculer la somme de ses entrées (x_1, \dots, x_n), pondérées par des poids synaptiques (w_1, \dots, w_n), et la comparer avec un seuil θ . D'où la formule avec la fonction de transfert (f).

$$y = f(net) \quad (2.1)$$

$$net = \sum (W_i * X_i + \theta) \quad (2.2)$$

Ou : y, x_i , sont les variables sortie, les variables entré respectivement. θ est le biais ou le seuil d'activation de neurone, W_i le poids synaptique du neurone i d'une couche d'entrée.

2.4.2. Fonctions d'activation

Il existe plusieurs types de fonction d'activation. (Tableau 2.1). Généralement trois fonctions sont les plus utilisées les fonctions «linéaire», «sigmoïde» et «tangente hyperbolique».

Fonction linéaire $f(x) = x$ (2.3)

Fonction sigmoïde $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ (2.4)

Fonction tangente hyperbolique $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$ (2.5)

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$	
linéaire	$a = n$	
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$	
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$	
sigmoïde	$a = \frac{1}{1 + \exp^{-n}}$	
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$	
compétitive	$a = 1$ si n maximum $a = 0$ autrement	

Tableau 2.1: Fonctions d'activation $a = f(n)$ [15].

2.5. Fonctionnement d'un Réseaux de Neurone Artificiels « RNA »

Un Réseau de Neurones Artificiels est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, de nœuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle. Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées). Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information dans les deux sens, en avant et en arrière ("back propagation"). Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Les RNA ont la capacité de stocker la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage. Les habiletés de traitement (et donc la connaissance) du réseau vont être stockées dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage. En ce sens, les RNA ressemblent donc au cerveau car non seulement, la connaissance est acquise au travers d'un apprentissage mais de plus, cette connaissance est stockée dans les connexions entre les entités se forme des poids synaptiques [15].

2.6. Architecture des réseaux de neurones

Les différents réseaux de neurones peuvent être classés comme dans la figure

2.3.

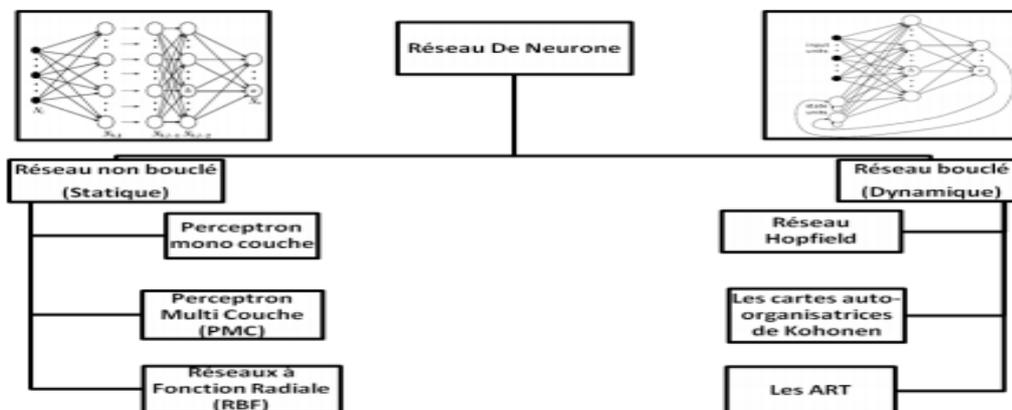


Figure 2.3: Classification des réseaux de neurones [14].

2.6.1 Réseaux de neurones non bouclé (ou statique) "FEED-FORWARD"

Appelés aussi "réseaux de type Perceptron", ce sont des réseaux dans lesquels le flux d'information se propage de couche entrée vers couche cachées jusqu'à la sortie sans retour en arrière. Un réseau de neurone non bouclé réalise une ou plusieurs fonctions de ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun des neurones.

2.6.1.1. Les Perceptrons

- **Perceptron monocouche:**

C'est historiquement le premier RNA, c'est le Perceptron de Rosenblatt. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est calqué, à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples (telle "ET" ou "OU"). Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables. Il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur (ou selon la règle de Hebb).

- **Perceptron multicouches:**

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non-linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués, et notamment le fameux problème du XOR. Il suit aussi un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

2.6.1.2. Les réseaux à fonction radiale

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

2.6.2. Les réseaux "FEED-BACK"

Appelés aussi "réseaux récurrents", ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information.

2.6.2.1. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen :

Ce sont des réseaux à apprentissage non-supervisé qui établissent une carte discrète, ordonnée typologiquement, en fonction de patterns d'entrée. Le réseau forme ainsi une sorte de treillis dont chaque nœud est un neurone associé à un vecteur de poids. La correspondance entre chaque vecteur de poids est calculée pour chaque entrée. Par la suite, le vecteur de poids ayant la meilleure corrélation, ainsi que certains de ses voisins, vont être modifiés afin d'augmenter encore cette corrélation.

2.6.2.2. Les réseaux de Hopfield

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

2.6.2.2. Les ART "Adaptative Résonance Théorie"

Les réseaux ART ("Adaptative Résonance Théorie") sont des réseaux à apprentissage par compétition. Le problème majeur qui se pose dans ce type de réseaux est le dilemme « stabilité/plasticité ». En effet, dans un apprentissage par compétition, rien ne garantit que les catégories formées aillent rester stables. La seule possibilité, pour assurer la stabilité, serait que le coefficient d'apprentissage tende vers zéro, mais le réseau perdrait alors sa plasticité. Les ART ont été conçus spécifiquement pour contourner ce problème. Dans ce genre de réseau, les vecteurs de poids ne seront adaptés que si l'entrée fournie est suffisamment proche, d'un prototype déjà connu par le réseau. On parlera alors de résonance. A l'inverse, si l'entrée s'éloigne trop des prototypes existants, une nouvelle catégorie va alors se créer, avec pour prototype, l'entrée qui a engendrée sa création. Il est à noter qu'il existe deux principaux types de réseaux ART : les ART-1 pour des entrées binaires et les ART-2 pour des entrées continues. Le mode d'apprentissage des ART peut être supervisé ou non [16].

2.7. Apprentissage

L'apprentissage est le processus d'adaptation ou de modification des poids des connexions de telle sorte que certaines conditions soient vérifiées.

Il existe deux principaux types de processus d'apprentissage: apprentissage supervisé et non supervisé. L'apprentissage supervisé signifie que le réseau de neurones connaît la sortie désirée et l'ajustement de coefficients de poids est faite de telle façon que les sorties calculée et désirée sont aussi proches que possible. Apprentissage non supervisé signifie que la sortie désirée n'est pas connue, le système est fourni par un ensemble de faits (exemples), puis laissé à lui de s'établir (ou non) à un état stable avec un certain nombre d'itérations.

L'apprentissage supervisé par rétro-propagation est une clé de développement et un choix populaire pour les chercheurs dans différentes applications de modélisation du processus. Cette phase d'apprentissage utilise ce qu'on appelle une base de données, à savoir un ensemble de formes représentatives du

phénomène étudié. Cette base est constituée de paires de vecteurs d'entrées et sorties connus.

2.7.1. Rétro-propagation standard

Les signaux $x_i^{(p)}$ sont transmis vers l'avant (de l'entrée vers la sortie) (Figure.2.4).

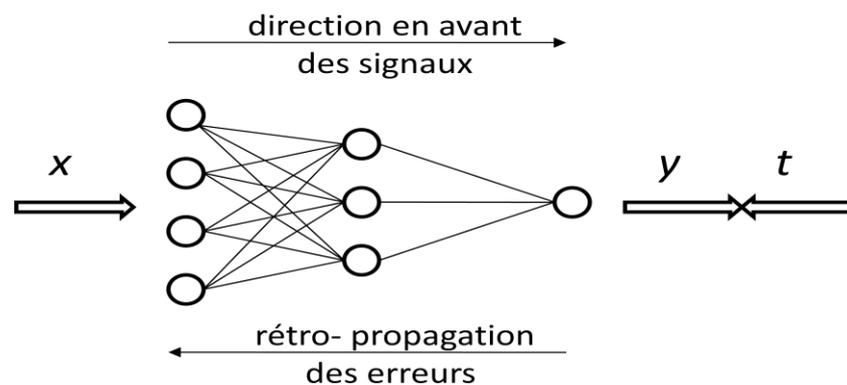


Figure 2.4 : Réseau de neurones avec une seule couche cachée [16].

Après calcul le vecteur sorti $y^{(p)}$ peut être comparé avec le vecteur cible $t^{(p)}$. La deuxième étape est la rétro-propagation d'erreur et l'ajustement des poids à travers le réseau. Dans le processus d'apprentissage, la fonction d'erreur du système est utilisée pour surveiller les performances d'apprentissage du réseau. La fonction de performance typique qui est utilisé pour l'apprentissage vers l'avant des réseaux de neurones est la moyenne des somme des carrés des erreurs du réseau. Cette fonction d'erreur du système est définie comme suit:

$$E = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \sum_{i=1}^M (t_i^{(p)} - y_i^{(p)})^2 \quad (2.6)$$

Où P est le nombre d'exemples dans l'ensemble d'apprentissage et $t_i^{(p)}$ ainsi que $y_i^{(p)}$ sont la sortie souhaitée et calculée du $i^{\text{ème}}$ nœud de sortie pour le $p^{\text{ème}}$ exemple, respectivement. L'algorithme de rétro-propagation standard utilise une

approche de descente du gradient avec une longueur de pas constante (taux d'apprentissage) pour entraîner le réseau.

$$W^{(k+1)} = W^{(k)} + \Delta W^{(k)} \quad (2.7)$$

$$\Delta W^{(k)} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W^{(k)}} \quad (2.8)$$

Où W est le vecteur des poids et biais, et η est le taux d'apprentissage qui est constant dans l'intervalle de $[0, 1]$. L'indice exposant (k) désigne la $k^{\text{ème}}$ l'itération d'apprentissage.

Le processus d'adaptation supervisé varie les poids et les paramètres de seuil (biais) pour minimiser la fonction de performance E .

L'avantage principal du modèle d'apprentissage supervisé des réseaux de neurones par rétro-propagation standard réside dans sa simplicité de mise en œuvre, mais son inconvénient est dans le temps important nécessaire pour l'apprentissage (lenteur de convergence). En outre, la convergence des RNA dépend fortement du taux d'apprentissage (η).

2.7.2. L'algorithme de rétro-propagation de Levenberg-Marquardt

L'algorithme d'optimisation de Levenberg-Marquardt (LM) est une approximation de la méthode de Newton et son adaptation à l'apprentissage des réseaux de neurones est beaucoup plus efficace que les techniques habituelles à base de gradient.

L'algorithme de LM a été conçu pour approcher la vitesse d'apprentissage du second ordre sans calculer la matrice hessienne. Lorsque la fonction de performance a la forme d'une somme de carrés, alors la matrice hessienne peut être estimée comme suit :

$$H = J^T(w)J(w) \quad (2.8)$$

et le gradient peut être calculé comme :

$$g = J^T(w)e(w) \quad (2.9)$$

où J est la matrice Jacobienne qui contient les dérivées premières des erreurs de réseau par rapport aux poids et biais, et e est un vecteur d'erreurs de réseau. La matrice Jacobienne peut être calculée par une technique de rétro-propagation standard qui est beaucoup moins complexe que le calcul de la matrice hessienne.

L'ajustement des poids avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt aura la forme suivante:

$$\Delta W^{(k)} = [J^T(w)J(w) + \mu I]^{-1}J^T(w)e(w) \quad (2.10)$$

Où I est la matrice d'identité.

Le facteur μ est ajusté à chaque nouvelle itération. Si la diminution de E est rapide, on peut utiliser une valeur plus faible – ce qui rapproche l'algorithme de celui de Gauss-Newton. Si en revanche une itération est peu efficace, on peut augmenter μ - ce qui rapproche cette fois l'algorithme de celui du gradient [16].

2.8. Application du réseau de neurones dans les problèmes de génie civil

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont appliqués à plusieurs problèmes de génie civil qui ont la difficulté d'être résolus à travers les approches conventionnelles de la mécanique. Il s'agit notamment de la conception des structures, détection des dommages, modélisation du comportement, etc. Comme montré dans les exemples suivants, le modèle RNA peut fournir une précision pour des problèmes de génie civil et un outil plus efficace pour les applications d'ingénierie. La grande majorité des applications des réseaux de neurones en génie civil est basée sur l'utilisation de l'algorithme de RP principalement en raison de sa simplicité [11].

2.8.1. Identification structurelle et diagnostic d'un bâtiment à partir des données de réponse sismique

Huang et al. Ont développé une nouvelle procédure pour le diagnostic d'une structure à partir de ses réponses sismiques en accélération, en utilisant l'approche réseau de neurones avec rétro-propagation de l'erreur. Le diagnostic est basé sur le fait que les dommages sur une structure induisent des réponses structurelles non-linéaires aux séismes et changent considérablement à la fois les paramètres modaux d'un système linéaire équivalent et les erreurs de sortie prédites par le réseau de neurone entraîné pour une structure sans aucun dommage. Les paramètres modaux sont directement estimés à partir des matrices de poids dans le modèle du ANN entraîné par les réponses en accélération observées, et les excitations à la base. Les erreurs de prévision de sortie pour chaque degré de liberté mesuré de la structure sont déterminées à partir des réponses mesurées de plusieurs séismes, et la prédiction correspondante du modèle RNA entraîné par les données d'un petit séisme.

2.8.2. Capacité de déformation ultime des poteaux en béton armé

Inel a utilisé le réseau feed-forward à plusieurs couches avec l'algorithme de rétro-propagation de l'erreur pour l'estimation de déformation des poteaux en béton armé dont le comportement est dominé par la rupture par flexion. Une base de données constituée de données expérimentales de 237 poteaux rectangulaires a été utilisée pour développer un modèle RNA. Les paramètres d'entrée étaient le rapport d'aspect, rapport d'armature longitudinale, limite élastique d'armature longitudinale, résistance de béton uni-axiale, limite élastique d'armature transversale, espacement entre les armatures transversales, rapport d'armature transversale parallèle à la direction du chargement, rapport de charge axiale, et facteur d'efficacité de confinement. La seule sortie dans cette étude était la capacité de déplacement relatif ultime.

2.8.3. Prédiction et détermination de la charge et le déplacement à la rupture des bâtiments à plusieurs étages en béton armé

Arslan, dans une investigation sur l'efficacité d'un RNA dans la prédiction et la détermination de la charge et le déplacement correspondant au point de rupture des bâtiments multi-étages en béton armé. Il a modélisé un bâtiment en béton armé à quatre étages et trois travées avec un système structurel composé de poteaux et poutres. Cela représente les structures à plusieurs étages en béton armé qui ont été gravement endommagées lors des séismes et qui constituent la majorité du parc immobilier de la Turquie. L'analyse statique non-linéaire par poussée progressive (pushover) a été effectuée pour obtenir les courbes de capacité, charges et déplacements correspondant au point de rupture. Il y a eu 720 bâtiments qui ont été analysés selon les intervalles de variation des paramètres choisis. Les paramètres d'entrées sélectionnés étaient le rapport des armatures longitudinales pour poteau, rapport des armatures transversales, niveau du chargement axial sur poteau, moment d'inertie de poutre, moment d'inertie de poteau, résistance en compression du béton, quantité des armatures de compression au support de section des poutres. Le paramètre de sortie était la charge et le déplacement correspondant au point de rupture. Dans cette étude, l'apprentissage et le teste du RNA sont réalisés en utilisant 11 méthodes de rétro-propagation. Tous les modèles de RNA ont montré une efficacité dans le calcul du point de rupture.

2.8.4. Conception optimale des poutres en béton

Hadi a utilisé les RNA avec cinq différents algorithmes d'apprentissage de rétro-propagation pour la conception optimale des poutres en béton armé appuyées simplement. Cette conception est introduite sous forme d'équations simples. Ces dernières sont utilisées pour calculer la conception optimale des poutres sous différents chargements et configurations. Ces calculs forment la base de données qui sert à l'apprentissage du réseau de neurones. A partir des paramètres d'entrées: moment appliqué, résistance du béton, limite élastique des armatures, largeur de la poutre, hauteur maximale des poutres, coût unitaire du

béton, coût unitaire des armatures, et le coût unitaire du coffrage. La sortie du réseau comprend le rapport de l'acier optimal, la section des armatures optimale, hauteur effective optimale des poutres, et le coût unitaire optimal des poutres.

2.9. Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été développés comme outils de calcul robustes pour modéliser les relations complexes, où les formules explicites sont difficiles à obtenir. Ils apprennent à partir des exemples existants en capturant des relations fonctionnelles subtiles entre un ensemble d'entrées et de sorties et ensuite font une prédiction pour des exemples qui ne sont pas considérés lors de l'apprentissage. Les réseaux de neurones multicouches avec retro-propagation de l'erreur sont les plus largement utilisés dans les applications d'ingénierie de structures. La préparation de la base de données, l'apprentissage et la généralisation représente les étapes principales dans la construction d'un modèle de réseaux de neurones. Un réseau avec une seule ou deux couches cachées avec une fonction d'activation de type non-linéaire peut approximer toute fonction. Plusieurs applications en génie civil ont été réalisées tels que l'identification et diagnostic des structures, prévision et détermination de la charge et le déplacement à la rupture des bâtiments, capacité de déformation ultime des poteaux en béton armé, conception optimale des poutres en béton, détection des dommages structuraux, prédiction de la résistance à la torsion des poutres en béton armé, prédiction du moment ultime des dalles en béton armé exposées au feu, prédiction de la réponse sismique non-linéaire de bâtiments, etc. Les résultats obtenus ont montré la performance et l'efficacité des réseaux de neurones dans le calcul de point de vue précision et coût, leur utilisation peut fournir une méthode alternative qui permet de surmonter les difficultés à estimer les excentricités accidentelles dans les bâtiments.

Développement d'un modèle de RNA pour l'évaluation de l'excentricité accidentelle

3.1. Introduction

La nature aléatoire des facteurs responsables de l'excentricité accidentelle rend le calcul de cette dernière par une manière déterministe un processus difficile.

Pour disposer d'une relation précise conduisant à la prédiction de l'excentricité accidentelle par les techniques d'approximation de fonctions, il est nécessaire de définir les paramètres pouvant faire apparaître l'effet de l'excentricité accidentelle. Parmi ces paramètres il y a la réponse de la structure en déplacement ou en accélération ainsi que les fréquences propres.

Les techniques de régression linéaire sont souvent choisies pour approximer une fonction, mais la limitation dans le choix des modèles mathématiques présente un inconvénient. Pour plus de généralité, le recours à la technique de réseaux de neurones artificiels permet d'obtenir des modèles non-linéaires et multidimensionnels.

Le but de ce chapitre est l'élaboration d'une procédure pour la quantification de l'excentricité accidentelle dans les bâtiments en utilisant les réseaux de neurones artificiels (RNA).

3.2. Procédures d'analyse

L'idée principale de cette analyse est qu'à partir des enregistrements en déplacements ou accélérations sur des planchers de bâtiment excité par une excitation sismique, et de fréquences propres de la structure, de trouver l'excentricité accidentelle.

Pour réaliser cet objectif nous avons procédé comme suit (figure 3.1):

(1) Préparer un modèle mécanique qui sert à déterminer le déplacement et l'accélération maximaux en tout point de la structure ainsi que les fréquences propres et d'avoir l'excentricité dans chaque étage. Le modèle utilisé dans cette étude nous a permis de déterminer l'excentricité, à partir de la différence entre le centre de rigidité tiré de la matrice rigidité et le centre de masse tiré de la matrice masse de chaque étage.

(2) Faire varier le module d'Young E et la masse volumique ρ de chaque élément de la structure selon des lois de probabilité log-normal. Cette variation va rendre l'excentricité calculée comme accidentelle pour une structure symétrique. Pour une structure asymétrique, l'excentricité calculée présente la somme des excentricités naturelle et accidentelle.

(3) En utilisant des simulations de Monte Carlo, chaque déplacement maximal ou accélération maximale au niveau du centre de masse de chaque plancher d'un étage ainsi que les fréquences propres de la structure, correspondant à un couple E et ρ , sont associés à l'excentricité accidentelle de l'étage.

(4) Cet ensemble de déplacements ou accélérations maximaux et fréquences propres, ainsi que les excentricités accidentelles correspondantes constitue la base de données du réseau de neurones utilisée pour l'apprentissage et la validation. Les données d'entrée du réseau de neurones sont les fréquences propres de la structures, et les trois déplacements maximaux u_x , u_y et u_θ ou les trois accélérations maximales \ddot{u}_x , \ddot{u}_y et \ddot{u}_θ du centre de masse CM de chaque plancher dans les directions x, y et autour de l'axe vertical qui passe par CM. Les données de sortie sont les excentricités accidentelles qui leur correspondent.

En pratique, un bâtiment excité par un séisme, les déplacements maximaux ou les accélérations maximales sur les planchers, sont déterminés à partir des enregistrements. Avec cette excitation sismique, on effectue l'apprentissage au modèle réseau de neurones afin de déterminer l'architecture optimale du réseau. A partir des déplacements maximaux ou accélérations maximales enregistrés et avec les fréquences propres actuelles de la structure, on simule l'excentricité accidentelle réelle.

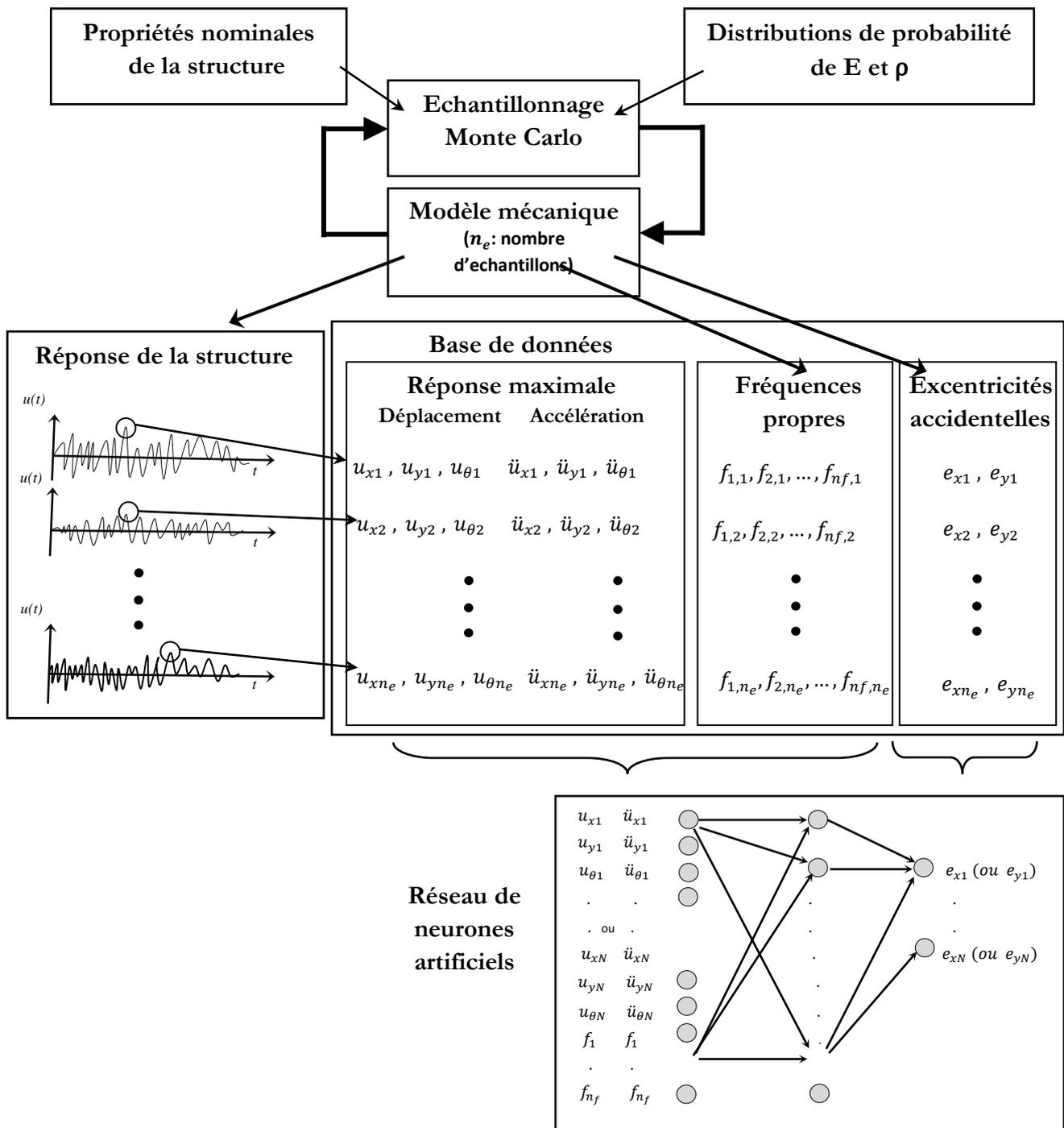


Figure 3. 1: Procédures d'analyse par le modèle RNA couplé avec la simulation de Monte Carlo [11].

3.3. Modèle mécanique

Le modèle considéré est constitué par la succession de planchers assimilés à des solides parfaitement rigides qui se déplacent selon les six degrés de liberté. Les liaisons

élastiques de type poteau ou voile entre deux planchers consécutifs sont assimilées à une poutre (Figure 3.2).

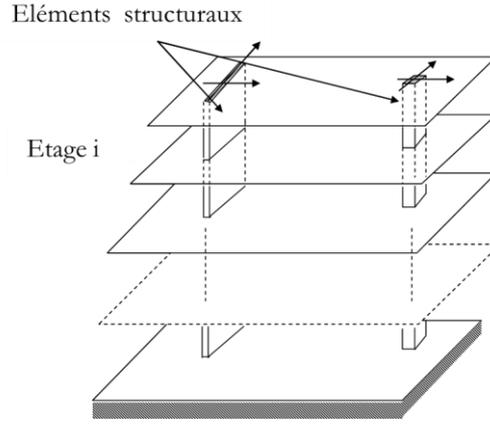


Figure 3.2 : Modèle mécanique [11].

Considérant le mouvement de l'étage i situé entre deux planchers $i-1$ et i constitués de p éléments structuraux. Chaque élément i de cette étage est défini par ses caractéristiques géométriques et mécaniques qui sont respectivement : longueur l_i , section S_i , sections réduites S_{x_i} et S_{y_i} , moments d'inertie I_{x_i} et I_{y_i} , module d'Young E_i et module de cisaillement G_i . Ses coordonnées de référence x_i et y_i sont ceux du centre de sa section par rapport à la base liée au plancher i .

La matrice de rigidité $K^{(i)}$ de l'étage i entre deux planchers $i-1$ et i est :

$$K^{(i)} = \begin{bmatrix} k_x & 0 & -k_x \tilde{y} & 0 & -k_{x\theta_2} & 0 \\ 0 & k_y & k_y \tilde{x} & k_{y\theta_1} & 0 & 0 \\ -k_x \tilde{y} & k_y \tilde{x} & k_{\theta_3} + k_y \tilde{x}^2 + k_x \tilde{y}^2 & k_{y\theta_1} \hat{x} & k_{x\theta_2} \hat{y} & 0 \\ 0 & k_{y\theta_1} & k_{y\theta_1} \hat{x} & k_{\theta_1} + k_z \hat{y}^2 & -k_z \hat{xy} & k_z \hat{y} \\ -k_{x\theta_2} & 0 & k_{x\theta_2} \hat{y} & -k_z \hat{xy} & k_{\theta_2} + k_z \hat{x}^2 & -k_z \hat{x} \\ 0 & 0 & 0 & k_z \hat{y} & -k_z \hat{x} & k_z \end{bmatrix}$$

avec :

$$k_{ix} = \frac{1}{\frac{l_i^3}{12E_i I_{y_i}} + \frac{l_i}{G_i S_{x_i}}}, k_{iy} = \frac{1}{\frac{l_i^3}{12E_i I_{x_i}} + \frac{l_i}{G_i S_{y_i}}}, k_{iz} = \frac{E_i S_i}{l_i}, k_{ix\theta_2} = \frac{1}{\frac{l_i^2}{6E_i I_{y_i}} + \frac{2}{G_i S_{x_i}}}, k_{iy\theta_1} = \frac{1}{\frac{l_i^2}{6E_i I_{x_i}} + \frac{2}{G_i S_{y_i}}}, k_{i\theta_1} = \frac{\frac{l_i^2}{3E_i I_{x_i}} + \frac{1}{G_i S_{y_i}}}{\frac{l_i^2}{12E_i I_{x_i}} + \frac{1}{G_i S_{y_i}}} \cdot \frac{E_i I_{x_i}}{l_i},$$

$$k_{i\theta_2} = \frac{\frac{l_i^2}{3E_i I_{y_i}} + \frac{1}{G_i S_{x_i}}}{\frac{l_i^2}{12E_i I_{y_i}} + \frac{1}{G_i S_{x_i}}} \cdot \frac{E_i I_{y_i}}{l_i}, k_{i\theta_3} = \frac{G_i J_i}{l_i}.$$

$$k_x = \sum_{i=1}^p k_{ix}, k_y = \sum_{i=1}^p k_{iy}, k_z = \sum_{i=1}^p k_{iz}, k_{\theta_1} = \sum_{i=1}^p k_{i\theta_1}, k_{\theta_2} = \sum_{i=1}^p k_{i\theta_2}, k_{\theta_3} = \sum_{i=1}^p k_{i\theta_3}, k_{x\theta_2} = \sum_{i=1}^p k_{ix\theta_2}, k_{y\theta_1} = \sum_{i=1}^p k_{iy\theta_1}, \tilde{x} = \frac{\sum_{i=1}^p x_i k_{iy}}{k_y}, \tilde{y} = \frac{\sum_{i=1}^p y_i k_{ix}}{k_x},$$

$$\hat{x} = \frac{\sum_{i=1}^p x_i k_{iz}}{k_z}, \hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^p y_i k_{iz}}{k_z}, \hat{xy} = \frac{\sum_{i=1}^p x_i y_i k_{iz}}{k_z}, \dot{x} = \frac{\sum_{i=1}^p x_i k_{iy\theta_1}}{k_{y\theta_1}}, \dot{y} = \frac{\sum_{i=1}^p y_i k_{ix\theta_2}}{k_{x\theta_2}}$$

Où \tilde{x} et \tilde{y} sont les coordonnées du centre de rigidité.

La matrice masse $M^{(i)}$ de la moitié de l'ensemble des éléments entre les deux planchers $i-1$ et i est:

$$M^{(i)} = \frac{M_i}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & -\bar{y}_i & 0 & \frac{l_i}{4} & 0 \\ 0 & 1 & \bar{x}_i & -\frac{l_i}{4} & 0 & 0 \\ -\bar{y}_i & \bar{x}_i & \bar{r}_i^2 + \bar{y}_i^2 + \bar{x}_i^2 & -\frac{l_i}{4} \bar{x}_i & -\frac{l_i}{4} \bar{y}_i & 0 \\ 0 & -\frac{l_i}{4} & -\frac{l_i}{4} \bar{x}_i & \bar{r}_i^2 + \bar{y}_i^2 + \frac{l_i^2}{16} & -\bar{x}_i \bar{y}_i & \bar{y}_i \\ \frac{l_i}{4} & 0 & -\frac{l_i}{4} \bar{y}_i & -\bar{x}_i \bar{y}_i & \bar{r}_i^2 + \bar{x}_i^2 + \frac{l_i^2}{16} & -\bar{x}_i \\ 0 & 0 & 0 & \bar{y}_i & -\bar{x}_i & 1 \end{bmatrix}$$

Avec :

$$\bar{x}_i = \frac{\sum_{i=1}^p m_i x_i}{\sum_{i=1}^p m_i}, \bar{y}_i = \frac{\sum_{i=1}^p m_i y_i}{\sum_{i=1}^p m_i}, \bar{x}_i y_i = \frac{\sum_{i=1}^p m_i x_i y_i}{\sum_{i=1}^p m_i}, \bar{r}_{x_i}^2 = \frac{\sum_{i=1}^p m_i r_{x_i}^2}{\sum_{i=1}^p m_i}, \bar{r}_{y_i}^2 = \frac{\sum_{i=1}^p m_i r_{y_i}^2}{\sum_{i=1}^p m_i}, \bar{r}_{z_i}^2 = \frac{\sum_{i=1}^p m_i r_{z_i}^2}{\sum_{i=1}^p m_i}$$

$M_i = \sum_{i=1}^p m_i$ est la masse de l'ensemble des éléments m_i de l'étage i ; r_{x_i} , r_{y_i} et r_{z_i} sont les rayons de giration de l'élément structural i ; \bar{x}_i et \bar{y}_i sont les coordonnées du centre de masse de la moitié de l'ensemble des éléments entre les planchers $i-1$ et i .

La matrice masse totale d'un étage est la somme de la matrice masse du plancher et les moitiés des matrices de masse du système structural inférieur et du système structural supérieur.

Après la combinaison des N niveaux du bâtiment, l'équation générale de mouvement est :

$$M \frac{d^2 X}{dt^2} + \left[\frac{dX}{dt}, M \frac{dX}{dt} \right] + C \frac{dX}{dt} + KX = -M \ddot{u}_g I_N \quad (3.1)$$

Où $[\cdot, \cdot]$ ¹ sont les crochets de Lie, et K, M et C sont des matrices de rigidité, de masse et d'amortissement de la structure leurs dimensions sont de (6N x 6N), \ddot{u}_g est l'accélération du sol, I_N et X sont : le vecteur unité et le vecteur déplacement respectivement des planchers de dimension (6N x 1) et N est le nombre d'étages.

3.4. Analyse par réseaux de neurones

3.4.1. Conception du réseau

Un réseau de neurones multicouches « Feed-forward » est utilisé (figure 3), composé d'une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie.

La fonction d'activation servant au calcul de la sortie de chaque cellule est une fonction de type sigmoïde. Le réseau de neurones adoptée pour cette étude, est constitué de 3N+i neurones en couche d'entrée qui présentent les déplacements maximaux, ou les accélérations maximales au centre de masse du plancher plus les fréquences propres du système, et N neurones en couche de sortie qui présente l'excentricité dans chaque étage, dont la fonction d'activation est linéaire. D'où N est le nombre d'étages et i le nombre de fréquences propres prises en compte.

¹les crochets $[x, y]$ de deux champs x et y du vecteurs invariants respectifs ω_x et ω_y et sont définis comme suit $[x, y] = \omega_x \wedge y - \omega_y \wedge x$

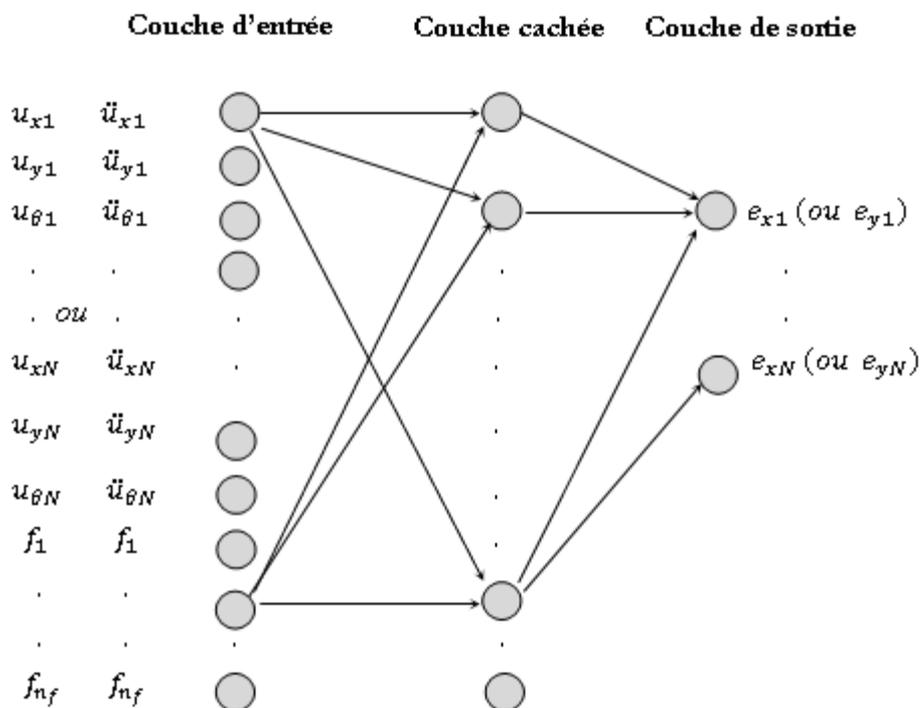


Figure 3.3: Réseau de neurones multicouches [11].

3.4.2. Bases de données

Pour préparer une base de données, nous avons pris comme paramètres d'entrées les accélérations maximales \ddot{u}_{x_i} , \ddot{u}_{y_i} et \ddot{u}_{θ_i} du centre de masse de chaque plancher du bâtiment dans les directions x et y et autour de l'axe vertical passant par le centre de masse du plancher i, ainsi que les fréquences propres du système f_i (figure 3). Et comme paramètres de sortie, c'était dans un premier cas l'excentricité dans la direction x (e_{x_i}) dans chaque étage, en considérant la structure soumise à une excitation sismique dans le sens y. Dans un second cas l'excentricité dans la direction y (e_{y_i}), en considérant la structure soumise à une excitation sismique dans le sens x. Dans ce chapitre, on s'est limité au calcul de e_{x_i} . Le calcul de e_{y_i} se fera d'une manière analogue.

La simulation de Monte Carlo est utilisée pour générer cette base de données. Le module d'Young et la masse volumique de chaque élément structural sont définies par deux fonctions de densité de probabilité supposées log-normales avec des moyennes E et ρ présentant les valeurs nominales, et deux coefficients de variation égal à 0.14 et 0.40.

La variation du module d'Young et la masse volumique de chaque élément structural indépendamment des autres éléments conduit à une variation dans la réponse de la structure en termes de déplacements, accélérations et des excentricités. Ces excentricités sont accidentelles pour une structure nominale symétrique en plan, et sont des excentricités totales, naturelles plus accidentelles, pour une structure asymétrique en plan.

3.4.3. Apprentissage du réseau de neurones

Dans cette étude le logiciel MATLAB (Neural Network Toolbox) a été utilisé. Pour procéder, nous avons commencé à normaliser les vecteurs entrées et sorties, de façon qu'ils aient une moyenne de zéro et un écart-type égal à l'unité.

La phase d'apprentissage est réalisée en utilisant l'algorithme de retropropagation de Levenberg-Marquardt. La fonction de performance utilisée pour l'apprentissage du réseau de neurones est la la moyenne des sommes des carrés des erreurs du réseau (mean sum of squares of the network errors) (MSE) entre la sortie estimée par le réseau et les valeurs cibles.

Les données sont introduites simultanément (mode batch). Afin d'éviter le sur apprentissage du réseau, la méthode de l'early stopping est utilisée. Nous avons divisé les données en trois ensembles. Nous avons pris un quart des données pour l'ensemble de validation qui sert à une mesure de la généralisation du réseau et nous interrompons l'apprentissage quand la généralisation arrête de s'améliorer. Un quart pour l'ensemble de test qui sert pour vérifier que la généralisation est correcte (données non utilisées dans l'apprentissage), et la moitié pour l'ensemble d'apprentissage pour entraîner le réseau [11].

3.5. Conclusion

Ce chapitre présente un modèle pour l'évaluation de l'excentricité accidentelle dans les bâtiments. Ce modèle se base sur les réseaux de neurones artificiels couplés avec la simulation de Monte Carlo. A partir des déplacements maximaux ou des accélérations maximales, dans les directions x, y et autour de l'axe perpendiculaire au plancher, et les fréquences propres de la structure soumise à une excitation sismique, l'excentricité accidentelle peut être déterminée.

Le grand avantage de cette méthode est de pouvoir, à partir des réponses structurelles réelles enregistrées lors des événements sismiques, déterminer l'excentricité accidentelle réelles et ceci pour les deux types de structures symétriques et asymétriques en plan. Ce qui peut être considéré comme outil dans les études de vulnérabilité sismique des constructions existantes. Le deuxième avantage est que cette procédure peut servir à l'amélioration de la formule empirique de l'excentricité accidentelle préconisée par les codes. Finalement, cette méthode est extensible, elle peut inclure les différentes sources de l'excentricité accidentelles et avec un comportement inélastique des bâtiments.

Validation expérimentale du modèle de RNA

4.1. Introduction

Un intérêt particulièrement pratique consiste à appliquer le modèle des réseaux de neurones sur des enregistrements expérimentaux. Ces derniers peuvent être obtenus à partir des bâtiments instrumentés soumis à une excitation sismique où les déplacements ou les accélérations maximaux sur les planchers sont enregistrés. Les données ainsi obtenus (déplacements ou accélérations maximaux enregistrés et les fréquences propres réels de la structure) serviront de base de données pour l'apprentissage du modèle de réseaux de neurones et permettent d'obtenir l'excentricité réelle.

En guise d'exemple, cette procédure est appliquée sur une maquette de structure à un seul niveau de très petite échelle soumise à des excitations sismiques.

4.2. Modèle expérimental

Le modèle expérimental est constitué d'un plancher infiniment rigide et de quatre éléments dits poteaux en acier. Ces derniers sont encastrés à la base. Toute la structure est fixée sur un support en acier. Le modèle est testé sur la table vibrante Quanser XY shake table III.

L'essai mécanique consiste à soumettre cette structure avec une masse additionnelle déplaçable, à des différentes excitations sismiques. Des capteurs de réponses en accélérations (accéléromètres) sont attachés au plancher de la structure (voir figure.4.1).

L'objectif est de mesurer les accélérations maximales réelles du centre de masse du plancher avec les fréquences propres réelles de la structure qui seront utilisés comme paramètres d'entrée du modèle de réseaux de neurones artificiels, afin de déterminer

l'excentricité et de la comparer avec sa valeur réelle. Dans cette étude seulement la composante de l'excentricité dans la direction $y(e_y)$ est déterminée, car la même procédure peut être suivie pour l'excentricité dans la direction $x(e_x)$.

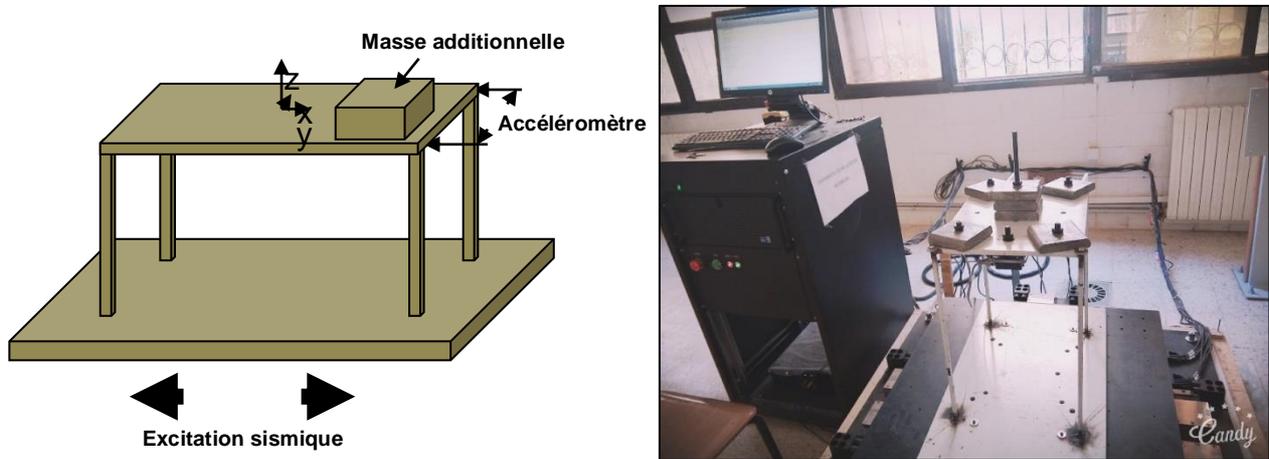


Figure 4.1 : Modèle physique.

4.2.1. Description de la structure

Le plancher de la structure est en acier d'une longueur de 0.40 m, d'une largeur de 0.30 m et d'une épaisseur de 0.01 m. Les éléments poteaux sont carré de surface 0.009 x 0.009 m². La hauteur de la structure est de 0.45 m. Les caractéristiques mécaniques sont déterminées dans les paragraphes suivants. La valeur de la masse additionnelle est de 15 kg et d'une surface de 0.01 x 0.01m².

4.2.2. Mesure expérimentale des fréquences propres de la structure

La structure, sans et avec masse additionnelle, est soumise à des vibrations libres (essais du lâcher) dans les deux directions x , y . A partir des transformées de fourrier des accélérations enregistrés par les deux capteurs, les fréquences propres de la structure sont déterminées. Comme montré sur la figure 4.2, la fréquence fondamentale de la structure sans masse additionnelle est de 10.35 Hz qui correspond au mode de translation. Elle est de 10.44 Hz pour le deuxième mode qui est aussi un mode de translation.

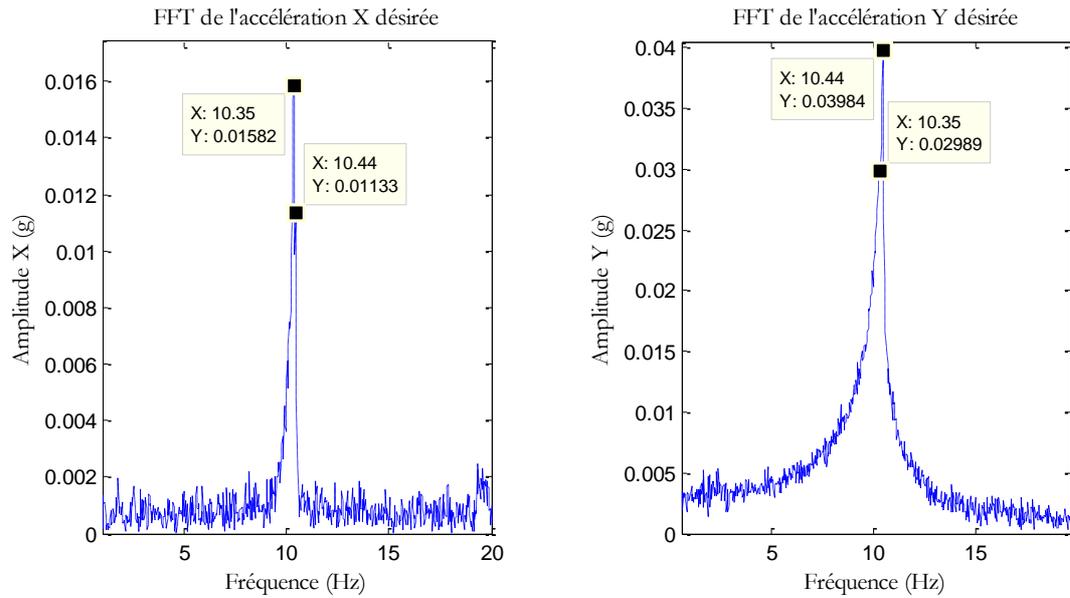


Figure 4.2 : Transformée de Fourier des réponses de la structure sans masse additionnelle en vibration libre.

La figure 4.3 montre les fréquences propres de la structure avec prise en compte de la masse additionnelle posée au centre de masse du plancher, qui ont les valeurs : 6.50Hz pour le premier mode et 6.56 Hz pour le deuxième mode qui sont des modes de translation.

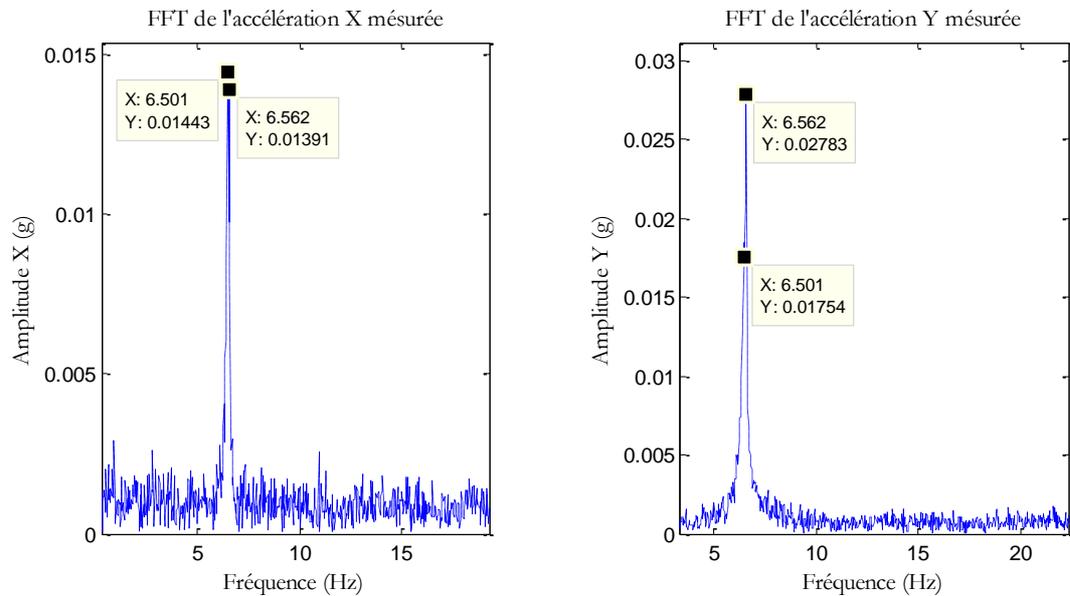


Figure 4.3 : Transformée de Fourier des réponses de la structure avec masse additionnelle en vibration libre.

4.2.3. Mesure des propriétés du matériau

- **Mesure du module de Young E**

Des essais de charge sur un élément structural encastré à son extrémité et libre dans l'autre (figure 4.4) ont été réalisés afin de déterminer le module de Young du matériau E.

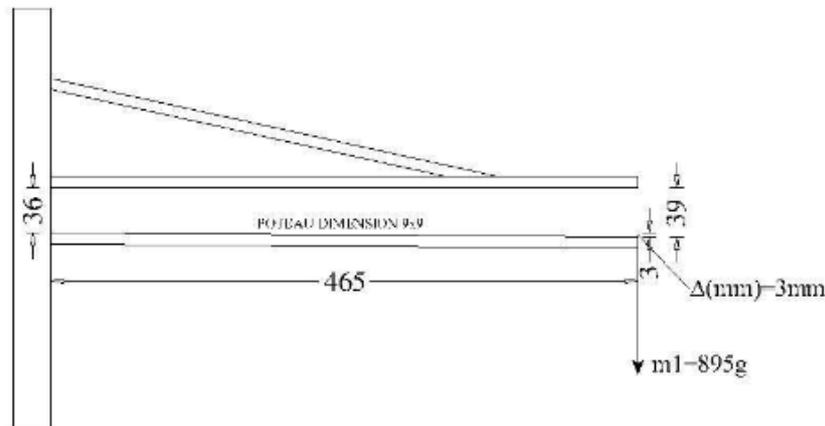


Figure 4.4 : Élément structural encastré dans son extrémité.

Les résultats trouvés en termes de déplacements correspondant à chaque poids sont résumés dans le tableau suivant :

Poids (N)	20	40	60	80
Déplacements (cm)	0.078	0.158	0.230	0.308

Tableau 4.1: Essais de charge : Force-déplacement.

A partir de la formule analytique : $3EI/h^3$, le module d'Young est calculé qui a une valeur de 1.43×10^8 kN/m².

- **Mesure de la masse volumique**

La masse volumique du matériau est obtenue à partir du poids total de l'élément divisé par son volume. Elle est trouvée égale à 7.64 t/m³.

4.2.4. Mesure de l'excentricité de la structure avec la masse additionnelle

La masse additionnelle est posée sur le plancher de la structure dans trois positions différentes. Chaque fois, la distance dans la direction y (e_y), entre le centre de masse de la

structure plus la masse additionnelle et le centre de rigidité de la structure, est calculée. Le tableau 4.1 montre les résultats obtenus.

Position	(0, 0)	(0,0.05)	(0.10, 0.15)
(e_y) (cm)	0	3.04	9.13

Tableau 4.2: Excentricité naturelle(e_y) dans différentes positions de la masse additionnelle.

4.2.5. Mesure du taux d'amortissement critique

Le taux d'amortissement critique ξ est calculé à l'aide de la relation :

$$\xi = \frac{1}{2\pi k} \ln \frac{\ddot{U}_i}{\ddot{U}_{i+k}}$$

\ddot{U}_i et \ddot{U}_{i+k} sont les accélérations correspondants aux pics i et $i+k$ d'où k est le nombre de cycles.

A partir des essais de vibrations libres sur la structure plus masse additionnelle, les accélérations sont enregistrées. La figure 4.8 montre l'accélération au centre de masse CM dans la direction x . Les pics pris pour le calcul sont 7 et 22. Le taux d'amortissement critique est de 0.008.

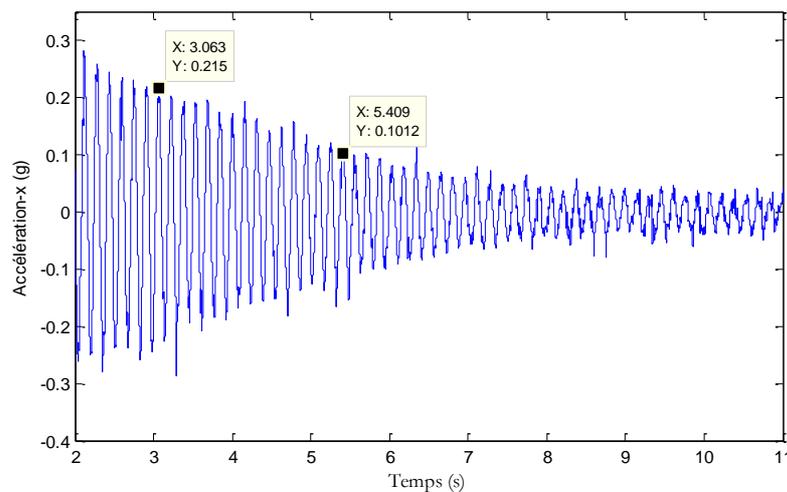


Figure 4.5 : Accélération de la structure avec masse additionnelle enregistrée en vibration libre.

4.2.6. Chargement appliqué

La base de la structure est soumise à des excitations sismiques, ramenées de la base de données PEER, qui présentent les séismes de Northridge 1994, El Centro 1979 et Cape Mendocino 1992.

Des enregistrements ont été effectués pour vérifier le signal arrivé à la table. Il a été constaté une différence entre le signal désiré (envoyé) et celui mesuré (arrivé), les figures 4.6, 4.7 et 4.8 montrent les enregistrements obtenus.

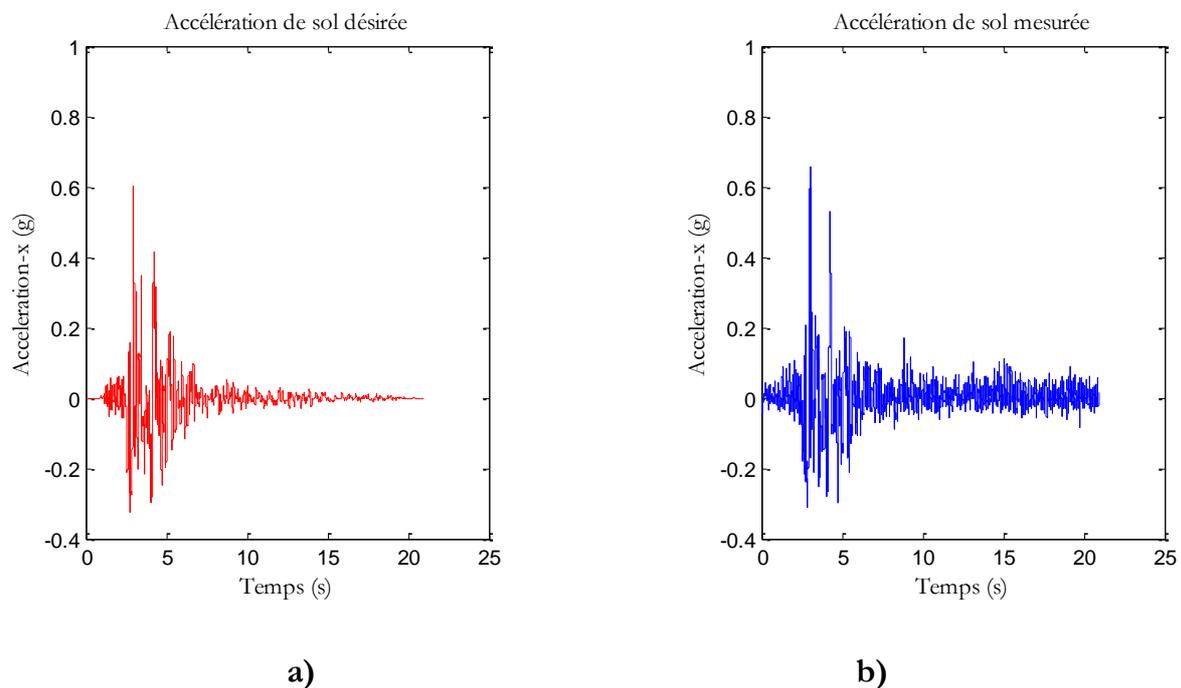


Figure 4.6 : Séisme de Northridge 1994, a) Accélération désirée, b) Accélération mesurée.

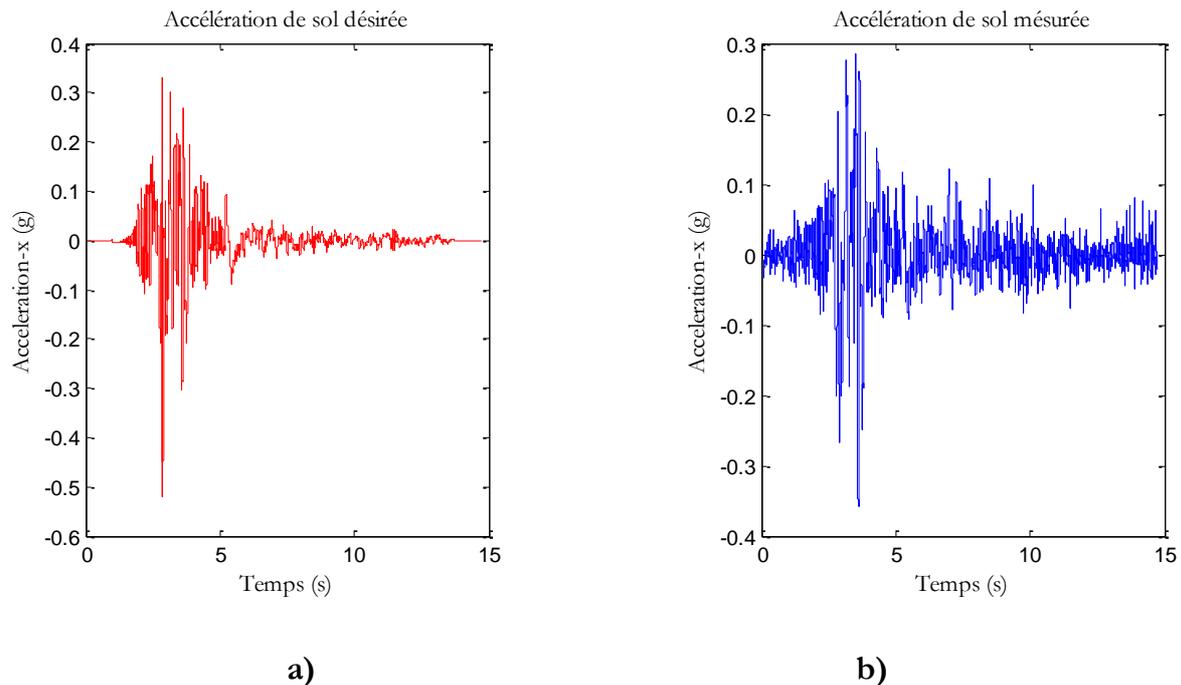


Figure 4.7 : Séisme de Imperial Valley 1979, a) Accélération désirée, b) Accélération mesurée.

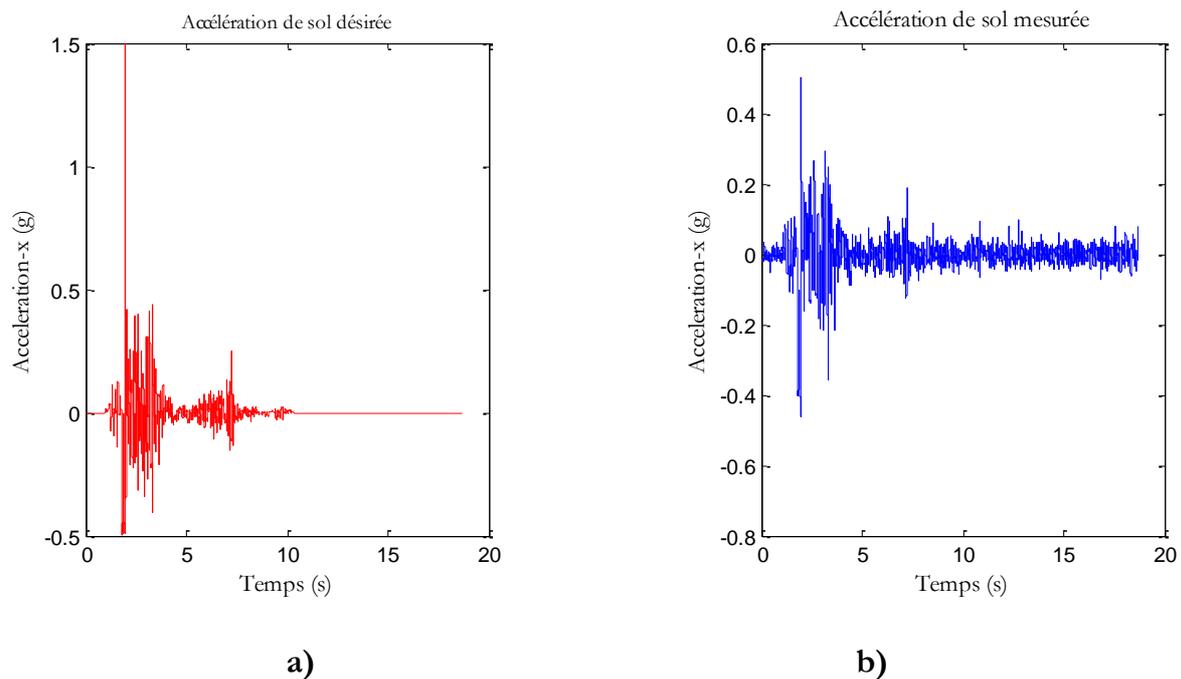


Figure 4.8 : Séisme de Cape Mendocino 1992, a) Accélération désirée, b) Accélération mesurée.

4.2.7. Enregistrement expérimental des réponses

Les excitations mentionnées ci-dessus ont été appliquées sur la structure avec masse additionnelle posée en différentes positions (Tab. 4.2).

Dans chaque cas de figure, les accélérations absolues max de la structure, dans la direction x (\ddot{u}_x) et autour de l'axe Oz (\ddot{u}_θ) au centre du masse du plancher, sont enregistrées par des accéléromètres attachées à la maquette (figure 4.1). Ces accélérations représentent la somme des deux accélérations relative et celle du sol. Il est à noter que l'accélération dans la direction x représente la moyenne des deux accélérations selon x enregistrées par les accéléromètres et la rotation autour de l'axe Oz représente leur différence divisée par la distance entre les accéléromètres.

Le tableau suivant résume les accélérations maximales absolues enregistrées et celles calculées à l'aide du logiciel SAP2000.

Séismes	Position masse add.	Experimental		SAP 2000		Différence Acc. selon x (%)
		\ddot{u}_x (g)	\ddot{u}_θ (g)/m	\ddot{u}_x (g)	\ddot{u}_θ (g)/m	
Northridge94	(0,0)	2.376	0.565	1.903	$1.33 \cdot 10^{-10}$	24.8
	(0,0.05)	2.258	0.337	1.526	0.78	47.9
	(0.1,0.15)	2.040	0.260	2.239	5.11	8.8
Imperial Valley79	(0,0)	0.743	0.195	1.27	$9.76 \cdot 10^{-11}$	41.4
	(0,0.05)	0.724	0.186	1.318	0.821	18
	(0.1,0.15)	0.785	0.158	0.605	2.3	29.9
Cape Mendocino92	(0,0)	1.820	0.735	1.032	$2.42 \cdot 10^{-10}$	76.35
	(0,0.05)	1.582	0.246	1.046	1.447	51.2
	(0.1,0.15)	1.499	0.223	1.213	4.852	23.6

Tableau 4.3 : Accélérations maximales enregistrées pour différentes positions de masse additionnelle.

Les accélérations enregistrées figurants sur le tableau 2 ainsi que les fréquences propres réelles de la structure mesurées constituent les données essentielles pour déterminer les différentes excentricités à l'aide du modèle de réseau de neurones artificiels développé.

D'après les résultats trouvés, il est remarquable que les accélérations en translation trouvées expérimentalement possèdent une différence supérieure à 10 % comparativement à celles trouvées par SAP2000, qui est une différence inadmissible. Cette différence augmente largement par rapport aux accélérations torsionnelles. Cette différence a conduit à réaliser des filtrages des signaux d'accélération de classe passe bas

afin d'éliminer tous les bruits et les fréquences qui ne participent pas dans réponse. La fréquence de coupure prise est égale à 20 Hz. Les figures 4.9 montrent les signaux en accélération filtrés trouvés.

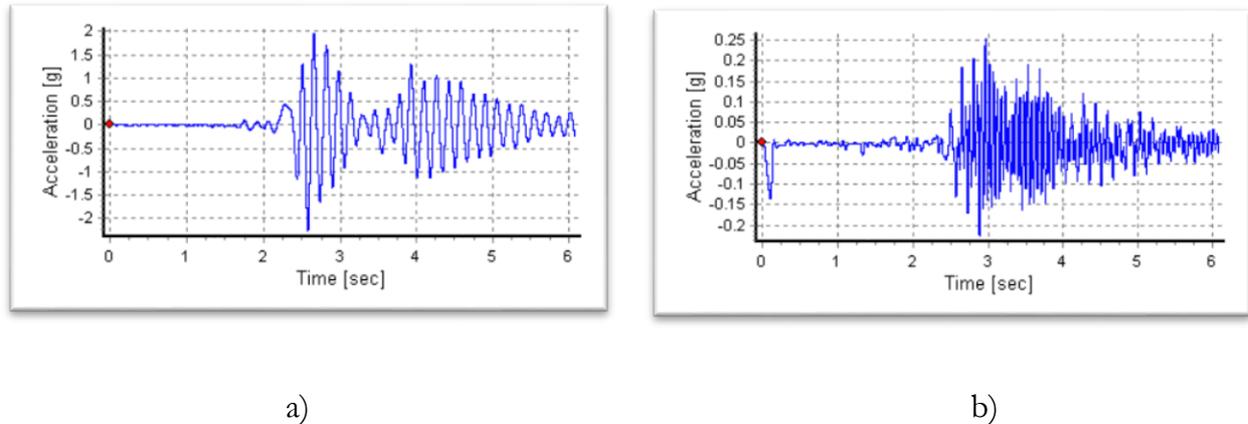


Figure 4.9 : Accélérations au centre de masse du plancher filtrées, structures excitée par le seisme de Northridge 1994, a) selon x, b) autour de Oz

A partir des figures 4.9, il est constaté que le filtrage n'a pas vraiment amélioré les valeurs du maximum des accélérations \ddot{u}_x et \ddot{u}_θ . D'où les valeurs trouvées sont 2.38 g et 0.25 g/m comparativement à 2.37 g et 0 g/m.

Une analyse des résultats obtenus et d'après les expériences acquises dans ce domaine par d'autres chercheurs, l'explication de cette divergence revient à la difficulté du traitement des structures rigides ayant des hautes fréquences. D'où l'enregistrement des accélérations ou déplacements nécessite un travail plus approfondi. Il est recommandé de refaire les tests sur une structure plus souple dans une première étape qui va servir à une plateforme à d'autres structures plus rigides.

Pour cette raison dans le reste du travail nous allons simuler les réponses en termes de déplacements et les fréquences propres par SAP2000, et de les utiliser pour la validation du modèle de RNA.

4.3. Application du RNA sur le modèle physique (expérimental)

Nous allons utiliser notre maquette pour valider le modèle réseau de neurones. L'objectif est qu'à partir des enregistrements réels en déplacements ou en accélérations de la structure ainsi que ses fréquences propres, de simuler les excentricités et de les comparer avec celles obtenues par SAP2000. Comme il a été déjà mentionné, seulement la composante dans le sens y de l'excentricité (e_y) est considérée. Les données d'entrée du RNA sont les déplacements maximaux selon les directions x et y du centre de masse du plancher et la rotation maximale autour de l'axe Oz, ainsi que les trois fréquences propres de la structure. La donnée de sortie est l'excentricité dans la direction y (e_y).

La structure est soumise aux excitations sismiques de Northridge⁹⁴, Imperial Valley⁷⁹ et Cape Mendocino⁹² appliquées dans la direction x, ceci pour chaque cas de position de la masse additionnelle.

Dans cette étude, nous avons pris le cas de la structure avec masse additionnelle positionnée au point (0,0) comme référence. En d'autre terme, trois bases de données (BD1, BD2 et BD3) ont été prises pour l'apprentissage. Chaque base de données correspond à une des excitations sismiques prises. Le calcul, par modèle de RNA, des excentricités de la structure avec d'autres positions de la masse additionnelle est déduit du modèle construit à partir de la position de référence. Il suffit de donner les déplacements réels de la structure, correspondants aux excitations mentionnées précédemment, ainsi que les fréquences propres réelles de la structure.

4.3.1. Architecture du réseau de neurones

Comme la structure avec la masse additionnelle positionnée au point (0,0) représente la référence de calcul, nous avons pris ce cas pour déterminer l'architecture optimale. L'architecture optimale trouvée est: 6-8-1. Cette configuration exprime un réseau de neurones de 6 neurones en couche d'entrée, 8 neurones en couche cachée et 1 neurone en couche de sortie. Les paramètres d'apprentissage des réseaux retenus correspondant à chaque base de données sont les mêmes à savoir :

Nombre d'exemples d'apprentissage : 2000

Nombre d'exemples de validation : 500

Nombre d'exemples de test : 500

Nombre de cycles d'apprentissage : 2000

Erreur quadratique moyenne : 10^{-5}

4.3.2. Résultats

Pour vérifier la qualité des trois réseaux retenus pour chaque cas de séisme, les ensembles entiers des données (i.e, données utilisées pour l'apprentissage, validation et test) sont passés par les RNA et des régressions linéaires sont effectuées entre les sorties des RNA et les cibles correspondants.

Pour mesurer le degré d'association entre les sorties des réseaux de neurones et les cibles, des coefficients de corrélation (R) sont calculés. Les courbes du meilleur ajustement (best fit) de toutes les paires des valeurs estimées par les réseaux de neurones (A) et les cibles correspondants (T), sont déterminées. Une prédiction parfaite suggère que tous les points soient alignés sur la droite ($A=T$) et la valeur de R sera égale à l'unité ($R=1$).

4.3.2.1. Validation et corrélation des résultats

Les droites les mieux ajustées trouvées sont en général presque confondues avec la diagonal, avec des coefficients de corrélations R presque égale à l'unité ($R=0.99$), ce qui veut dire que les excentricités accidentelles calculées par le RNA suivent bien les excentricités accidentelles cibles (figure 3.5). Il est à noter que les excentricités accidentelles sont égales à l'excentricité totale dans les cas de structures symétriques. Les figures 4.9, 4.10 et 4.11 montrent les courbes de régression obtenues.

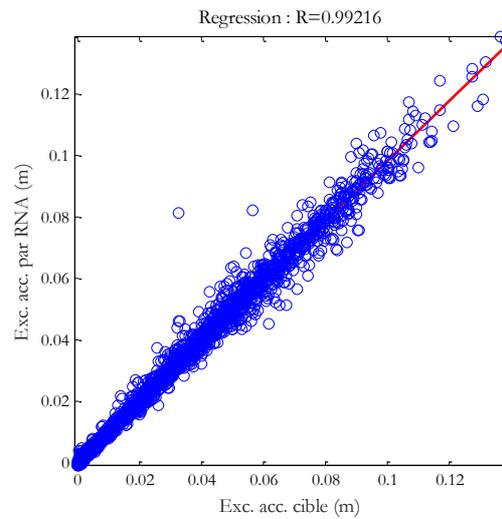


Figure 4.10 : Courbe de régression entre les excentricités calculées par le RNA tiré de la base de données BD1 et les excentricités cibles.

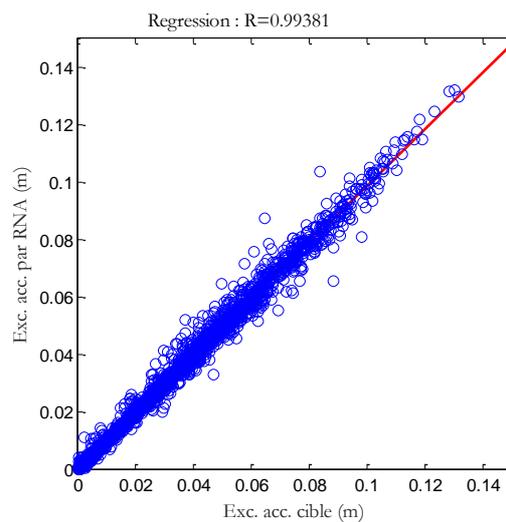


Figure 4.11 : Courbe de régression entre les excentricités calculées par le RNA tirée de la base de données BD2 et les excentricités cibles.

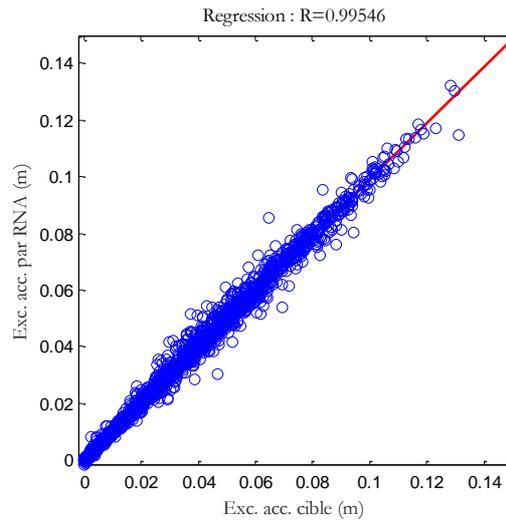


Figure 4.12 : Courbe de régression entre les excentricités calculées par le RNA tirée de la base de données BD3 et les excentricités cibles.

4.4. Simulation des excentricités par les RNA

A partir des réponses dans le temps de la structure obtenues, les déplacements et accélérations maximaux ont été pris. Un calcul théorique des excentricités réelles de la structure, ainsi que des simulations des excentricités avec le modèle RNA sont réalisés en utilisant les enregistrements effectués et les fréquences propres réelles de la structure. Nous avons utilisé les trois bases de données de la structure de référence BD1, BD2, BD3. Le tableau 5 montre les résultats trouvés. Nous avons constaté que la majorité des excentricités calculées par RNA possèdent au maximum une erreur de 9%, sauf pour un cas correspondant à l'excitation de fréquence 6Hz où l'erreur atteint 15%, ce qui peut être considéré comme satisfaisant.

Freq. de l'excitation (Hz)	Position masse add. (m)	Couche entrée RNA	$e_y(\text{RNA})(\text{cm})$	e_y réelle (cm)	Erreur (%)
Northridge94	(0,0)	$U_x=7.25 \cdot 10^{-4}$	0.002	0	/
		$U_y=2.43 \cdot 10^{-12}$			
		$R_z=3.93 \cdot 10^{-14}$			
		f1=6.47 Hz			
		f2=6.47 Hz			
		f3=15.19 Hz			
	(0,0.05)	$U_x=6.82 \cdot 10^{-4}$	3.28	3.04	7
		$U_y=2.23 \cdot 10^{-12}$			
		$R_z=3.4 \cdot 10^{-4}$			
		f1=6.42 Hz			
		f2=6.47 Hz			
		f3=14.89 Hz			
	(0.10, 0.15)	$U_x=5.33 \cdot 10^{-4}$	9.05	9.13	0.8
		$U_y=3.41 \cdot 10^{-4}$			
		$R_z=1 \cdot 10^{-3}$			
		f1=5.87 Hz			
		f2=6.47 Hz			
		f3=13.32 Hz			

Tableau 4.4 : Les données de la couche d'entrée du RNA et l'excentricité obtenue par RNA comparée à l'excentricité réelle, cas du séisme de Northridge 1994.

Freq. de l'excitation (Hz)	Position masse add. (m)	Couche entrée RNA	e_y RNA(cm)	e_y réelle (cm)	Erreur (%)
Cape Mendocino92	(0,0)	$U_x=8.42 \cdot 10^{-4}$	0.003	0	/
		$U_y=2.72 \cdot 10^{-12}$			
		$R_z=6.85 \cdot 10^{-14}$			
		f1=6.47 Hz			
		f2=6.47 Hz			
		f3=15.19 Hz			
	(0,0.05)	$U_x=8.47 \cdot 10^{-4}$	3.12	3.04	2.6
		$U_y=2.7 \cdot 10^{-12}$			
		$R_z=6.36 \cdot 10^{-4}$			
		f1=6.42 Hz			
		f2=6.47 Hz			
		f3=14.89 Hz			
	(0.10, 0.15)	$U_x=8.03 \cdot 10^{-4}$	9.20	9.13	0.7
		$U_y=6.52 \cdot 10^{-12}$			
		$R_z=1.75 \cdot 10^{-4}$			
		f1=5.87 Hz			
		f2=6.52 Hz			
		f3=13.32 Hz			

Tableau 4.5 : Les données de la couche d'entrée du RNA et l'excentricité obtenue par RNA comparée à l'excentricité réelle, cas du seisme de Mendocino 1992.

Freq. de l'excitation (Hz)	Position masse add.	Couche entrée RNA	e_y (RNA) (cm)	e_y réelle (cm)	Erreur (%)
Imperial Valley79	(0,0)	$U_x=9.85 \cdot 10^{-4}$	0.0002	0	/
		$U_y=3.22 \cdot 10^{-12}$			
		$R_z=5.29 \cdot 10^{-14}$			
		f1=6.47 Hz			
		f2=6.47 Hz			
		f3=15.19 Hz			
	(0,0.05)	$U_x=1.01 \cdot 10^{-3}$	3	3.04	1.3
		$U_y=2.89 \cdot 10^{-12}$			
		$R_z=4.95 \cdot 10^{-4}$			
		f1=6.42 Hz			
		f2=6.47 Hz			
		f3=14.89 Hz			
	(0.10, 0.15)	$U_x=7.25 \cdot 10^{-4}$	9.24	9.13	1.2
		$U_y=6.55 \cdot 10^{-4}$			
		$R_z=1.56 \cdot 10^{-4}$			
		f1=5.87 Hz			
		f2=6.47 Hz			
		f3=13.32 Hz			

Tableau 4.6 : Les données de la couche d'entrée du RNA et l'excentricité obtenue par RNA comparée à l'excentricité réelle, cas du seisme de Imperial Valley 1979.

Il y a lieu de signaler que l'erreur peut être réduite en augmentant le nombre de données en entrée sachant que le déplacement et la fréquence selon y n'étaient pas pris dans cette expérience à cause de l'excitation appliquée dans la direction x et de l'enregistrement qui est pris seulement dans la direction de l'excitation.

4.5. Conclusion

Afin de valider le modèle RNA une application expérimentale a été réalisée sur une maquette de structure symétrique réelle. Sur le plancher de cette structure une masse additionnelle est déposée dans différentes positions afin de créer des excentricités. L'objectif était de déterminer ces excentricités par le modèle RNA, à partir des enregistrements en accélérations engendrés par des excitations sismiques, ainsi que des fréquences propres de la maquette. Trois bases de données générées avec enregistrements en déplacement ont été utilisées pour l'apprentissage des RNA. Les excentricités calculées par les RNA ont été comparées avec les excentricités cibles de la base de données. Les résultats obtenus ont montré une régression satisfaisante avec un coefficient de corrélation de 0.99.

Une caractérisation expérimentale de la maquette est réalisée. Il s'agit de détermination de ses caractéristiques mécaniques, ses fréquences propres et le taux d'amortissement critique ainsi que les réponses en accélération sous l'effet de trois séismes, Northridge 1994, Impérial valley 1979 et Cape Mendocino 1992. Les résultats obtenus de point de vue caractéristiques mécaniques, fréquences propres et taux d'amortissement critique ont été satisfaisants. Concernant les réponses en accélération au centre de masse du plancher, elles ont montré une divergence avec les valeurs obtenues par simulation. Plusieurs essais de filtrage ont été effectués sur les réponses mais le degré d'amélioration était minime. L'explication donnée à cette divergence, tirée de l'expérience des autres, est que la maquette choisie est très rigide d'où la difficulté dans l'enregistrement. Raison qui nous a conduit de recommander que les premiers essais sur table vibrante doivent être réalisés sur des prototypes flexibles. Ce qui va construire une base le traitement d'autres essais plus compliqués.

Cette problématique nous a conduit à continuer le travail avec SAP2000.

Nous avons pris les accélérations au centre du plancher obtenus par SAP2000 de la maquette avec différentes positions de la masse additionnelle connaissant d'avance les excentricités. Ces accélérations ont été injectées dans le modèle de RNA. Les excentricités obtenues ont été très proches aux valeurs réelles.

En conclusion le modèle RNA est promoteur et nécessite d'autres applications sur des cas de structures réels afin de le valider et d'améliorer ses performances.

Conclusion générale

Le phénomène de la torsion accidentelle est un phénomène complexe. Il est dû à la différence entre les valeurs calculées et réelles de masse, rigidité et effort dans le bâtiment ou encore à la variabilité spatiale des charges permanentes ou à une distribution défavorable des charges d'exploitation. Il peut être dû aussi au mouvement de torsion à la base du bâtiment.

Selon la plupart des codes des bâtiments, les effets de la torsion accidentelle sont considérés par l'application des forces statiques équivalentes latérales à une distance du centre de rigidité qui comprend l'excentricité accidentelle prise par une formulation forfaitaire. Ces effets, dans une analyse dynamique des bâtiments, sont considérés en déplaçant le centre de masse d'une distance égale à l'excentricité accidentelle.

Plusieurs recherches ont été effectuées sur la performance des valeurs de l'excentricité accidentelle de conception préconisée par les codes. Certains chercheurs ont proposé des expressions pour évaluer cette excentricité tenant compte des facteurs responsables qui sont d'une nature aléatoire. Cette nature a conduit d'autres chercheurs à développer des méthodes de mesure de l'effet de la torsion accidentelle sur la réponse d'un bâtiment sans calcul explicite de l'excentricité accidentelle. La majorité des études ont montré une influence de cette excentricité dans la réponse de la structure. Cette influence diffère d'une étude à une autre, ce qui nécessite toujours plus d'investigation sur l'évaluation de ce paramètre.

Dans une contribution dans ce domaine, une élaboration d'une nouvelle procédure pour l'évaluation de l'excentricité accidentelle dans les bâtiments qui tient compte de la nature aléatoire et incertaine des facteurs responsables de l'excentricité accidentelle est effectuée et ceci en utilisant la technique des réseaux de neurones artificiels. Ces derniers ont montré leur capacité pour résoudre des problèmes de nature aléatoire trop

complexes difficiles d'être modélisés et résolus par les mathématiques classiques et des procédures traditionnelles. Les RNA ont été utilisés avec succès dans de nombreuses spécialités en génie civil. La préparation de la base de données, l'apprentissage et la généralisation représente les étapes principales dans la construction d'un modèle de réseaux de neurones artificiels. La base de données servant à l'apprentissage du modèle développé est générée en utilisant les simulations de Monte-Carlo, ceci en considérant le module d'Young et la masse volumique dans les éléments structuraux comme des variables aléatoires suivant la loi de probabilité log-normal. Le vecteur d'entrée du modèle présente les déplacements max ou les accélérations max du centre de masse CM du plancher, dans les deux directions x et y et autour de l'axe perpendiculaire au plancher, plus les fréquences propres de la structure. La sortie présente l'excentricité accidentelle.

La contribution de ce travail réside dans la validation expérimentale de ce modèle de RNA, ce qui constitue une étape intermédiaire avant de l'appliquer sur des bâtiments instrumentés à l'échelle réelle.

Pour ce faire une application expérimentale a été réalisée sur une maquette de structure symétrique réelle. Sur le plancher de cette structure une masse additionnelle est déposée dans différentes positions afin de créer des excentricités. L'objectif était de déterminer ces excentricités par le modèle RNA, à partir des enregistrements en accélérations engendrés par des excitations sismiques, ainsi que des fréquences propres de la maquette. Trois bases de données générées avec enregistrements en déplacement ont été utilisées pour l'apprentissage des RNA. Les excentricités calculées par les RNA ont été comparées avec les excentricités cibles de la base de données. Les résultats obtenus ont montré une régression satisfaisante avec un coefficient de corrélation de 0.99.

Une caractérisation expérimentale de la maquette est réalisée. Il s'agit de détermination de ses caractéristiques mécaniques, ses fréquences propres et le taux d'amortissement critique ainsi que les réponses en accélération sous l'effet de trois séismes, Northridge 1994, Impérial valley 1979 et Cape Mendocino 1992. Les résultats obtenus de point de vue caractéristiques mécaniques, fréquences propres et taux d'amortissement critique ont été satisfaisants. Concernant les réponses en accélération au centre de masse du plancher, elles ont montré une divergence avec les valeurs obtenues par simulation. Plusieurs essais de filtrage ont été effectués sur les réponses mais le degré d'amélioration était minime.

L'explication donnée à cette divergence, tirée de l'expérience des autres, est que la maquette choisie est très rigide d'où la difficulté dans l'enregistrement. Raison qui nous a conduit de recommander que les premiers essais sur table vibrante doivent être réalisés sur des prototypes flexibles. Ce qui va construire une base le traitement d'autres essais plus compliqués.

Cette problématique nous a conduit a continué le travail avec SAP2000.

Nous avons pris les accélérations au centre du plancher obtenus par SAP2000 de la maquette avec différentes positions de la masse additionnelle connaissant d'avance les excentricités. Ces accélérations ont été injectées dans le modèle de RNA. Les excentricités obtenues ont été très proches aux valeurs réelles.

En conclusion le modèle RNA est promoteur et nécessite d'autres applications sur des cas de structures réels afin de le valider et d'améliorer ses performances.

Bibliographie

- [1] Chandler A.M. & Hutchinson G.L., 'Evaluation of code torsional provisions by a time history approach', *Earthquake Engineering and structural dynamics*, Vol. 15: 491-16, May, 1987.
- [2] Davidovici D., 'La construction en zone sismique', Edition Le Moniteur,1998.
- [3] J.C.De la Llera and A.K.Chopra . Accidental torsion in building . In 6th U.S. National Conference in Earthquake Engineering page 401-410,1994.
- [4] N.M.Newmark.Torsion in Symmetrical building. In Fourth World Conference on Earthquake Engineering, Santiago, Chile, page 19-32, 1969.
- [5] J.C.De la Llera and A.K.Chopra . Accidental torsion in building. due to base rotational excitation. *Earthquake Engineering and Structural dynamics*,23 : 1003-1021,1994.
- [6] J.C.De la Llera and A.K.Chopra .Evaluation of accidental-torsion provisions form building records . *Journal of Structural Engineering* 120(2) :597-616, 1994.
- [7] J. C. De la Llera and A. K. Chopra. Accidental torsion in buildings due to stiffness uncertainty. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 23 :117–136, 1994.
- [8] J. C. De la Llera and A. K.Chopra. Using accidental eccentricity in code-specified static and dynamic analyses of buildings. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 23 :947–967, 1994.
- [9] O. A. Pekau and R. Guimond. Accidental torsion in yielding symmetric structures. In Ninth World Conference on Earthquake Engineering, Tokyo-Kyoto, Japan, 2-9 August 1988.
- [10] Y. M. Fahjan, C. Tuzun, and J. Kubin. An alternative procedure for accidental eccentricity in dynamic model analyses of buildings. In First European Conference on Earthquake Engineering and Seismology, September 2006.

- [11] M. Badaoui, N. Bourahla et M. Bensaïbi. Evaluation de l'excentricité accidentelle par les réseaux de neurones.
- [12] A. Airouche, H. Aknouche et H. Bechtoula. Développement d'un modèle numérique de la table vibrante du CGC et validation expérimental.
- [13] www.quanser.com/product/shake_table_2.
- [14] R. Rebouh. Formulation des bétons avec ajout par l'utilisation des réseaux de neurone artificiel.
- [15] C. S. Huang, S. L. Hung, C. M. Wen, and T. T. Tu. A neural network approach for structural identification and diagnosis of a building from seismic response data. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 32 :187–206, 2003.
- [16] I. Mukherjee and S. Routroy. Comparing the performance of neural networks