SPIM Thèse de Doctorat



Optimisation par la modélisation de l'expérimentation vibratoire des systèmes pile à combustible pour le transport terrestre

DANA-MARIA PACLISAN

THESE DE DOCTORAT

UNIVERSITE DE TECHNOLOGIE DE BELFORT-MONTBELIARD

ECOLE DOCTORALE SCIENCES POUR L'INGENIEUR ET MICROTECHNIQUES

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR

Spécialité : SCIENCES POUR L'INGENIEUR

OPTIMISATION PAR LA MODELISATION DE L'EXPERIMENTATION VIBRATOIRE DES SYSTEMES PILE A COMBUSTIBLE POUR LE TRANSPORT TERRESTRE

Présentée et soutenue publiquement par

Dana-Maria PACLISAN

Le 9 septembre 2013 devant le jury d'examen

Louis JEZEQUEL	Professeur, Ecole Centrale de Lyon	Président et rapporteur Rapporteur	
Didier REMOND	Professeur, INSA Lvon		
Denis CANDUSSO	Chargé de Recherche HDR, IFSTTAR	Rapporteur	
Willy CHARON	Professeur, UTBM	Directeur	
Jean-François BLACHOT	CEA, Grenoble	Co-encadrant	

A ma famille,

Et plus particulièrement à mes parents,

Et plus particulièrement encore à mon mari Christophe et à notre fille Alice

Remerciements

Je voudrais tout d'abord remercier mon directeur de thèse, Monsieur Willy CHARON, Professeur à l'Université de Technologie Belfort-Montbéliard, pour m'avoir confié ce travail de recherche, ainsi que pour son aide, sa patience, sa rigueur et ses précieux conseils au cours de ces années. Je remercie également Monsieur Jean-François BLACHOT, Ingénieur Docteur au Commissariat à l'Energie Atomique et aux Energies Alternatives et co-encadrant de ce travail de thèse pour sa sympathie, sa disponibilité et ses conseils.

Je tiens à remercier Monsieur Louis JEZEQUEL, Professeur à l'Ecole Centrale de Lyon, Monsieur Didier REMOND, Professeur à l'INSA de Lyon et Monsieur Denis CANDUSSO, Chargé de Recherche HDR à l'IFSTTAR pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ce travail.

J'adresse mes remerciements aux membres de l'équipe FCellSys pour leur confiance et leurs conseils. Je remercie vivement Marie-Christine, pour son humanité et pour sa sincère amitié.

Enfin, je souhaite remercier ma famille et ma belle-famille pour leur soutien constant. Une pensée pour mon père, David, qui nous a quitté trop tôt, mais qui serait très fier de cette réussite. Pour conclure, je souhaite bien évidemment remercier mon mari Christophe pour son amour et son soutien et également notre petite Alice, qui nous rend les plus heureux des parents. Cette thèse vous est dédiée.

<u>Résumé</u>

Les recherches scientifiques sur la pile à combustible échangeuse de protons (PEMFC) ont, jusqu'il y a peu, concerné presque exclusivement les aspects fondamentaux liés à l'électrochimie, particulièrement la conception, le dimensionnement, les performances et le diagnostic. Récemment, les objectifs de durée de vie ont ouvert un nouvel axe de recherche sur le comportement mécanique de la PEMFC devant conduire à son optimisation statique et dynamique. Parallèlement les installations vibroclimatiques de la plateforme d'essais « Systèmes Pile à Combustible » de Belfort ont été développées. La thèse de Vicky ROUSS soutenue en 2008 montre l'intérêt et le potentiel de la modélisation type « boîte noire » pour simuler le comportement mécanique de la PEMFC, et de la technique des signatures mécaniques expérimentales pour mettre en évidence la présence des phénomènes physiques à l'intérieur de la PEMFC. Dans ce contexte les travaux de la présente thèse ont concerné le pilotage des essais de durabilité par simulation boîte noire temps réel et l'exploitation de cette dernière en vue de la découverte des phénomènes physiques à l'intérieur de la PEMFC. La modélisation par réseaux de neurones des systèmes simples de type oscillateur harmonique a représenté le premier pas pour la définition d'un modèle neuronal de pilotage des essais de durabilité en temps réel. Le cas du système mécanique excité par la base qui correspond à une pile à combustible fixée sur la plateforme vibratoire, a été considéré. L'architecture neuronale optimale a été définie en plusieurs étapes en utilisant différents algorithmes. Elle utilise en entrée le signal de commande du système et la réponse mesurée sur la pile à combustible au moment t et en sortie on obtient la réponse prédite du comportement de la pile à combustible au moment t+1. Cette architecture a été mise au point et validée par des essais sur la plateforme. D'autres essais ont permis de mettre en évidence différents comportements de la pile à combustible en fonction de l'amplitude de sollicitation, de la pression et de la température de la pile à combustible. Les signatures mécaniques obtenues réalisées à partir des essais de durabilité complètent la bibliothèque de signatures déjà existante et mettent en évidence de nouveaux comportements de la pile à combustible.

<u>Abstract</u>

Scientific research on cell proton exchange fuel cells (PEMFC) have, until recently, almost exclusively concerned fundamental aspects of electrochemistry, particularly the design, sizing, the electrochemical performance and diagnostics. Recently, the objectives of life cycle have opened a new direction of research on the mechanical behavior of the PEMFC leading to its static and dynamic optimization. At the same time new environmental facilities of the test platform "Fuel Cell Systems" at Belfort are developed. Vicky ROUSS thesis sustained in 2008 shows the importance and the potential of the black box modeling to simulate the mechanical behavior of the PEMFC and experimental mechanical signatures to highlight the presence of physical phenomena inside PEMFC. In this context the work of this thesis concerned the monitoring of durability tests by simulation and real-time black-box operation to explore the physical phenomena inside the PEMFC. Modeling neural networks simple systems such as harmonic oscillator represented the first step towards the definition of a neural control model of real time environmental tests. Then, it was considered the case of the harmonic oscillator excited by the base, which corresponds to the fuel cell mounted on the vibration platform. The optimal neural architecture has been defined in several stages using different algorithms. This architecture uses as input the control signal of the system and the measured signal on the fuel cell at the time t and as output the predicted response behavior of the fuel cell at time t+1. This architecture has been developed and validated by tests on the platform. Other tests have allowed demonstrating the different behavior of the fuel cell in accordance with the amplitude of solicitation, the pressure and temperature of the fuel cell. Mechanical signatures made from tests complete the existing library of signatures and demonstrate new behaviors of the fuel cell.

SOMMAIRE

Introduction		
Chapitre 1. Définition du sujet de thèse		
1.1 Contexte	1.2	
1.2 Pile à combustible	1.7	
1.2.1 Définition	1.7	
1.2.2 Historique	1.7	
1.2.3 Classification	1.7	
1.2.4 Principe de fonctionnement	1.8	
1.2.5 Avantages et points faibles	1.9	
1.2.6 Applications	1. 11	
1.3 Plateforme vibratoire	1.13	
1.4 Le pilotage d'essais de durabilité		

Chapitre 2. Modélisation. Etat de l'art

2.1 Introduction	2.2
2.2 Généralités sur les modèles mathématiques - Classification	2.3
2.2.1 Définition	2.3
2.2.2 Buts de la modélisation	2.3
2.2.3 Classification des modèles	2.3
2.2.3.1 Classification selon le mode de conception	2.3
2.2.3.2 Classification selon l'utilisation	2.4
2.3 Les réseaux de neurones	2.5
2.3.1 Définition	2.5
2.3.2 Historique	2.5
2.3.3 Domaines d'application	2.5
2.3.4 Le neurone biologique	2.6

2.3.5 Le neurone formel	2.6
2.3.6 Architectures de réseaux de neurones	2.12
2.3.7 L'apprentissage	2.19
2.4 Les réseaux de neurones dans la littérature sur les piles à combustible	
2.5 Conclusion	2.26

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur

3.1 Introduction	3.4
3.2 Expression mathématique du réseau de neurones à fonction d'activation linéaire	
3.3 Modélisation par réseaux de neurones de l'oscillateur harmonique classique	3.6
3.3.1 Expression mathématique de l'oscillateur harmonique classique	3.6
3.3.2 Liaison entre les deux modèles	3.7
3.3.3 Schéma du réseau de neurones pour un capteur de type accélération	3.8
3.3.4 Simulations et analyses	3.9
3.3.5 Observations	3.13
3.4 Modélisation par réseaux de neurones de l'oscillateur harmonique excité par	
3.4.1 Expression mathématique de l'oscillateur harmonique excité par la base	3. 13
3.4.2 Transformation pour une représentation neuronale	3.14
3.4.3 Intégration par matrice de transition d'un système différentiel invariant dans le temps	3. 16
3.4.3.1 Rappel de l'algorithme	3.16
3.4.3.2 Application au système	3. 17
a. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme constante	3. 17
b. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme linéaire	3. 18
3.4.4 Réseaux de neurones	3. 20
3.4.5 Résultats de simulation	3. 22

3.5 Réseau de neurones adapté aux essais vibratoires en temps réel	3.27
3.5.1 Domaine linéaire	3.27
3.5.1.1 Nécessité d'un correcteur pour l'estimation des sorties	3.27
3.5.1.2 Description du modèle d'évolution sous forme d'état	3. 28
3.5.1.3 Transformation du modèle d'évolution	3.30
3.5.1.4 Détermination de la matrice de filtre	3.31
3.5.1.5 Equation d'évolution finale sous forme discrète	3.32
a. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme constante	3. 32
b. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme linéaire	3. 32
3.5.1.6 Réseaux de neurones	3.33
3.5.1.7 Détermination expérimentale des paramètres du modèle	3.36
3.5.1.8 Résultats	3.41
3.5.2 Domaine non linéaire	3.43
3.5.2.1 Nécessité de l'extension du modèle neuronal linéaire dans le domaine non linéaire	3. 43
3.5.2.2 Détection des non linéarités	3. 43
3.5.2.3 Réseau de neurones non linéaire	3. 45
3.5.2.4 Simulations et analyse des résultats	3.50
3.6 Conclusion	3. 52
Chapitre 4. Application à la pile à combustible	
4.1 Introduction	4.2
4.2 Définition des essais vibratoires et vibro-climatiques	4.3
4.3 Pile à combustible. Instrumentation	4.4
4.4 Chaîne d'acquisition	4.6
4.5 Validation du système	4.8
4.6 Déroulement des essais	4.9

4.7 Essais vibratoires et vibro-climatiques pour la validation du réseau de neurones		
4.8 Récapitulatif des essais vibratoires et vibro-climatiques réalisés	4.36	
4.9 Conclusion	4.41	
Conclusion générale et perspectives	i	
Bibliographie	а	
Annexe A. Descriptif détaillé des systèmes d'acquisition et de contrôle	А	
A.1. Système d'acquisition – GX-1	А	
A.2. Système de contrôle – ADwin-GOLD	D	

Introduction générale

La pile à combustible représente un domaine d'intérêt majeur pour la communauté scientifique internationale car elle utilise de l'hydrogène, qui est un vecteur d'énergie, pour produire de l'énergie électrique. Les multiples avantages de la pile à combustible :

- Non polluante
- Silencieuse
- Rendement d'énergie élevé
- Fonctionnement sur une large gamme de puissance
- Permet d'envisager de plus grandes diversifications et indépendances énergétiques des pays comme la France
- Fonctionnement à basse température (ex : la PEMFC)
- Peu ou pas d'entretien

font qu'elle est notamment considérée comme une possible solution aux problèmes de pollution auxquels la société est confrontée.

Les nombreuses études réalisées sur la pile à combustible montrent le potentiel de cette technologie. La pile à combustible à membrane échangeuse de protons fait l'objet d'études dans beaucoup de laboratoires et centres de recherche principalement dans le domaine des applications automobile, grâce à ses caractéristiques, comme la basse température de fonctionnement.

Dans la littérature spécialisée, on trouve beaucoup de publications sur l'aspect électrochimique de la PEMFC, notamment sur la conception, le dimensionnement, les performances électrochimiques et le diagnostic. La modélisation de la PEMFC du point de vue électrochimique représente la plus grande partie de la bibliographie disponible sur ce sujet.

Ce n'est que très récemment que les recherches sur le comportement mécanique de la PEMFC en vue de son optimisation tant statique que dynamique se sont imposées. La référence bibliographique de base pour la présente thèse est la thèse soutenue en 2008 par Vicky Rouss [Rouss, 2008]. Deux aspects y ont été particulièrement développés : premièrement, la modélisation « boîte noire » par des réseaux de neurones pour simuler le comportement mécanique de la PEMFC et deuxièmement la méthode des signatures mécaniques expérimentales pour mettre en évidence la présence des phénomènes physiques à l'intérieur de la PEMFC. Les travaux exploratoires effectués dans le cadre de cette thèse, ont montré l'intérêt de continuer les travaux de recherche dans cette direction.

Ainsi, les objectifs de la présente thèse sont : le pilotage des essais de durabilité par une simulation boîte noire temps réel et son exploitation en vue de la découverte des phénomènes physiques à l'intérieur de la PEMFC. Pour atteindre ces objectifs, on utilise les réseaux de neurones pour la modélisation du comportement mécanique et le pilotage des essais de durabilité en temps réel. La technique des signatures permettra la mise en évidence de phénomènes physiques à l'intérieur de la pile à combustible.

Pour modéliser le comportement mécanique d'une PEMFC, nous sommes partis du modèle neuronal exploratoire de Vicky Rouss [ROUSS, 2008] qui avait choisi une architecture de modèle apte à représenter la dynamique des systèmes en général. Cependant aucune justification de son optimalité pour les systèmes mécaniques n'avait été apportée. Rapidement, des problèmes concernant le choix des conditions initiales pour calculer les poids du réseau de neurones et même des problèmes concernant l'architecture du réseau sont apparus. Une simulation par réseau de neurones des phénomènes mécaniques et une bonne surveillance des essais de durabilité en temps réel demande une réelle maîtrise des paramètres et de l'architecture du réseau de neurones ainsi que des procédures concernant les conditions d'expérimentation et le traitement du signal mais aussi du comportement dynamique des systèmes mécaniques complexes dans les domaines linéaires et non linéaires.

Pour définir ces procédures, on considère la modélisation des systèmes simples de type oscillateur harmonique. Une fois l'architecture neuronale définie, on a considéré le cas de l'oscillateur harmonique excité par la base, ce qui correspond en toute première approche, à la PEMFC fixée sur la plateforme vibratoire lors des essais de durabilité. Plusieurs algorithmes ont été utilisés jusqu'à la définition finale de l'architecture neuronale optimale. Cette architecture utilise en entrée le signal de commande du système et la réponse mesurée de la pile à combustible au moment t et en sortie on obtient la réponse prédite du comportement de la pile à combustible au moment t+1. Une fois le modèle de simulation et de surveillance défini et testé, on passe à la réalisation d'essais vibro-climatiques qui nous ont permis, à l'aide des représentations graphiques, appelées aussi signatures mécaniques, des signaux mesurés sur la pile à combustible de mettre en évidence (les) différents comportements de la pile à combustible en fonction de l'amplitude de sollicitation, de la pression et de la température de la pile à combustible.

Ce manuscrit est structuré en 4 chapitres dont la description est présentée ci-dessous. Le premier chapitre est construit autour de la pile à combustible et de la plateforme vibrante, les deux éléments de base de cette thèse. Tout d'abord, la pile à combustible est présentée en tant que générateur d'électricité depuis sa découverte en 1839 jusqu'à nos jours. Ensuite, sont présentés les différents types de pile à combustible, ainsi que leurs points faibles et leurs points forts et les applications où les piles à combustible peuvent être utilisées en fonction de leurs caractéristiques techniques. La deuxième partie du chapitre est consacrée à la plateforme vibratoire disponible sur la plateforme Piles à Combustible de Belfort. On y retrouve un descriptif détaillé de ses capacités, de ses performances et également des équipements connexes qui sont indispensables pour le bon déroulement des essais vibro-climatiques.

Le deuxième chapitre est dédié à la modélisation des systèmes. Plus exactement, on se réfère ici aux modèles mathématiques, aux buts de la modélisation et également à la classification des modèles. Ensuite, on se focalise sur les modèles « boîte noire », particulièrement sur les réseaux de neurones qui seront employés pour développer une architecture neuronale capable de piloter des essais de durabilité en temps réel.

Le troisième chapitre présente le développement étape par étape du modèle neuronal qui servira à la surveillance des essais vibratoires et vibro-climatiques. Le point de départ est le système mécanique de type masse, ressort et amortisseur pour lequel est développé le modèle neuronal. Ensuite, ce modèle a été étendu au système masse, ressort et amortisseur excité par la base. Une fois cette étape mise au point, le modèle neuronal a été adapté pour la surveillance des essais vibratoires et vibro-climatiques en temps réel. Les résultats de simulation sont présentés et analysés.

Le quatrième chapitre concerne les essais vibratoires et vibro-climatiques pour la validation de l'architecture neuronale développée et présentée dans le chapitre précédent. La définition des essais vibratoires qui serviront à l'identification du réseau de neurones est tout d'abord présentée. Ensuite, sont présentés les essais vibro-climatiques auxquels la pile à combustible est soumise. Ceux-ci ont pour but la validation du réseau de neurones et ils permettent également d'étudier le comportement de la pile à combustible dans différentes conditions environnementales qui concernent plusieurs niveaux d'amplitude de sollicitation à différents niveaux de température et de pression. Les résultats des essais réalisés sont présentés et analysés.

Chapitre 1

Définition du sujet de thèse

1.1	Contexte	1.2
1.2	Pile à combustible	1.7
	1.2.1 Définition	1.7
	1.2.2 Historique	1.7
	1.2.3 Classification	1.7
	1.2.4 Principe de fonctionnement	1.8
	1.2.5 Avantages et points faibles	1.9
	1.2.6 Applications	1. 11
1.3	Plateforme vibratoire	1. 13
1.4	Le pilotage d'essais de durabilité	1. 17

Ce chapitre a pour but la définition du sujet de thèse en liaison directe avec les objectifs établis : le pilotage des essais de durabilité incluant une simulation de type boîte noire en temps réel et son exploitation en vue de la découverte des phénomènes physiques à l'intérieur de la pile à combustible.

Ce chapitre est structuré de la manière suivante : d'abord on présente le contexte et les raisons pour lesquelles la pile à combustible a attiré l'attention des scientifiques et des industriels ces dernières années ainsi que quelques études qui permettent de mieux situer nos travaux. Ensuite, on présente les deux éléments les plus importants qui nous ont permis de réaliser les travaux expérimentaux : la pile à combustible, notre objet d'étude, et la plateforme vibratoire. Pour finir, on décrit l'importance et le pilotage des essais de durabilité dans le cadre de la thèse.

1.1 Contexte

Aujourd'hui notre société est confrontée à une crise majeure qui comporte plusieurs aspects [Observateur H2] :

- Energétique : les ressources fossiles, plus exactement le pétrole, montrent la nécessité de développement d'une stratégie qui permet d'éviter la dépendance énergétique et les conséquences négatives de l'augmentation des prix
- Climatique : les gaz à effet de serre représentent une menace importante pour notre environnement, raison pour laquelle il est impératif de réduire les émissions pour éviter des dégâts irréversibles
- Economique : la recherche du profit à court-terme représente une limitation importante du modèle économique actuel. Pour cela il est nécessaire de trouver un nouveau modèle capable d'assurer la création d'emplois et de richesses.

Dans ce contexte, l'hydrogène et la pile à combustible représentent une solution pertinente à moyen et long terme. Depuis une quinzaine d'années, le monde scientifique et industriel travaillent ensemble pour développer l'hydrogène en tant que « vecteur énergétique », plus exactement le transformer en moyen de transport et stockage d'énergie. Plusieurs études ont été réalisées au cours de ces années pour développer et mettre en place une nouvelle technologie qui permet d'obtenir de l'électricité à l'aide de l'hydrogène.

La réduction des émissions de CO_2 et de la consommation d'énergie est devenue une priorité au niveau mondial, raison pour laquelle le groupe PSA en partenariat avec le CEA a développé un prototype de pile à combustible à membrane échangeuse de protons adaptée aux contraintes de l'automobile [Antoni, 2007]. La pile est constituée de 4 modules, chacun d'une puissance de 20 kW ; le concept est basé sur la modularité et sur la simplicité et il permet de décliner facilement la pile sur des puissances plus petites. Du point de vue de la structure, la pile Genepac est conçue à partir de plaques bipolaires minces et des AME (Assemblage Membrane Electrode). Les plaques bipolaires sont en acier inoxydable embouti, ce qui permet de réduire le coût et le volume de la pile par rapport aux plaques traditionnelles en graphite et de mettre en œuvre des procédés compatibles avec une production de masse. Cette pile à combustible fait l'objet des travaux de cette thèse.

La caractérisation du comportement mécanique dans l'environnement vibratoire de la pile à combustible dédiée au domaine de l'aviation est décrite dans les articles publiés par Rouss [Rouss, 2008 2], [Rouss, 2008 3]. Les essais de vibrations réalisés reproduisent fidèlement les conditions réelles de fonctionnement de la pile à combustible dans les avions. Pour caractériser le comportement mécanique de la pile à combustible, les fréquences naturelles ont été déterminées ce qui a montré que la pile réagit comme un système non linéaire multi-corps. Ensuite, les résultats des essais vibratoires ont été utilisés pour construire une architecture neuronale capable de prédire / simuler le comportement de la pile à combustible. L'architecture neuronale permet également de surveiller le comportement d'autres systèmes piles à combustible pour détecter des possibles anomalies de leur comportement dans des environnements vibratoires similaires.

Une étude sur les tests de vibration sur les piles à combustible destinées aux applications de transport a été publiée par l'équipe de recherche du Centre for Fuel Cell Technology en Inde [Rajalakshmi, 2009]. Le comportement mécanique de la pile à combustible a été évalué lors des essais de vibrations. La pile a été soumise à des sollicitations aléatoires dans le plan horizontal à une accélération de 1 g et une vitesse de balayage de 1 octave/min. Les essais de choc concernent une large gamme de fréquences ce qui permet d'exciter la pile à plusieurs fréquences en même temps pour une accélération de 30 g et pour une durée de 15 ms en deux plans, horizontal et vertical. Les courbes de polarisation et puissance-ampérage ont été utilisées pour évaluer les performances de la pile à combustible avant et après les essais vibratoires et elles ont montré qu'il n'y a pas de dommages significatifs sur le fonctionnement ou sur l'intégrité physique de la pile à combustible.

L'analyse des performances de la pile à combustible soumise aux essais vibratoires de longue durée a été l'objectif d'une étude réalisée en Chine [Hou, 2013]. Deux aspects ont été particulièrement mis sous observation : le rendement réel et le rendement maximal pendant les 162 heures d'essai. Le spectre de charge a été réalisé à partir de signaux mesurés préalablement lors des essais vibratoires d'un véhicule. Les résultats des tests ont montré une diminution de l'utilisation de l'hydrogène de 30.7 % pendant l'essai et une baisse maximale du rendement réel de la pile à combustible de 21 %. En conclusion, les essais vibratoires de longue durée ont une influence importante sur le fonctionnement en régime permanent de la pile à combustible.

L'effet des vibrations mécaniques sur l'agglomération et la croissance des particules de platine dans les couches catalytiques des PEMFC a été montré dans [Diloyan, 2012]. Les résultats expérimentaux ont mis en évidence que le diamètre moyen des particules de platine soumises aux vibrations était 10% plus petit que le diamètre moyen des particules qui avaient été soumises à aucune sollicitation. Les particules de platine de l'ordre de 2-2.5 nm dans l'état de départ a augmenté jusqu'à 6 nm (après 300 h de test accéléré sans vibration) et jusqu'à 5.47 nm (après 300 h de test accéléré à 1g et 20 Hz).

La courbe de polarisation, la pente de Tafel et la résistance ohmique ont été les paramètres étudiés lors des essais vibratoires redonnant des conditions routières sévérisées réalisées sur une PEMFC [Hou, 2012]. Les résultats montrent une variation fluctuante de la courbe de polarisation, une baisse de la tension de 3%, une augmentation de la résistance de 55.8% et une diminution de 28% de la pente de Tafel. D'après les résultats expérimentaux, on peut conclure que les vibrations routières sévérisées exercent une influence notable sur les performances de la pile à combustible. Une autre étude réalisée par la même équipe met en évidence l'évolution de l'étanchéité au gaz et de l'isolation électrique lors des essais vibratoires similaires aux profils des routes [Hou, 2011]. Les résultats des tests expérimentaux montrent que le taux de fuite d'hydrogène augmente de 1.5 fois pendant les 150 h de test. L'isolation électrique diminue rapidement après le démarrage des essais vibratoires et ensuite on enregistre une diminution linéaire égale à 17.55% de la valeur de départ.

La modélisation par éléments finis de la pile à combustible fait l'objet d'une autre étude réalisée à l'Université de Toronto, Canada [Ahmed, 2011]. L'objectif de cette étude est d'évaluer quelle est l'influence de l'épaisseur des plaques bipolaires, le module de Young et la densité de chaque composant sur les fréquences naturelles de la pile à combustible. Les résultats montrent que l'influence la plus importante est donnée par l'épaisseur des plaques bipolaires sur la fréquence naturelle la plus basse, plus exactement si l'épaisseur connait une augmentation de 25% la fréquence naturelle augmente de 17%.

Les vibrations non linéaires d'une plaque laminée mince pré-chargée ont été étudiées utilisant la méthode des éléments finis et ensuite les résultats numériques ont été comparés aux résultats des essais expérimentaux [Crabtree, 2006]. Ceci montre que le système a un comportement similaire, mais pas identique, à l'oscillateur Duffing. L'analyse réalisée met également en évidence la présence des harmoniques d'ordre supérieur via les différentes formes de déflexion.

Ballard Power Systems a publié une étude concernant l'analyse modale et les tests vibratoires sur une pile à combustible dédiée aux applications automobile [Ballard]. Le modèle éléments finis a mis en évidence l'importance du système de fixation de la pile à combustible dans l'automobile. En choisissant une fixation en 3 ou 4 points sans renforcement on risque d'avoir des problèmes de rigidité et de résonance. Pour éviter cette situation, la structure a été renforcée à l'aide d'un support permettant ainsi de

passer au-dessus de la 1^{ère} fréquence propre du système. Les analyses effectuées montrent une bonne corrélation entre les résultats numériques et expérimentaux.

Un modèle théorique 3D d'une pile à combustible intégrant un dispositif piézoélectrique a été réalisé afin d'étudier l'influence de la géométrie des canaux des plaques bipolaires à l'anode et à la cathode sur les performances de la pile à combustible [Ma, 2009 1]. Les résultats ont mis en évidence que les vibrations à basse fréquence permettent d'aspirer moins d'air dans les canaux cathodiques ce qui favorise l'accumulation de vapeur d'eau dans l'espace dédié aux réactions électrochimiques, ce qui se traduit par une perte de courant dans le temps. Les résultats numériques ont également montré que les canaux interdigités de la plaque bipolaire anodique permettent d'obtenir des performances supérieures comparées aux résultats obtenus en choisissant une géométrie parallèle ou serpentine des canaux anodiques.

La définition du protocole expérimental de la pile à combustible a fait l'objet d'un projet réalisé à JRC (Joint Research Center) – Institute for Energy [Bove, 2008]. Les essais effectués mettent en évidence que si la température du liquide de refroidissement a une variation de 2% alors la tension de la pile à combustible va avoir une fluctuation de 0.5%. Globalement, les résultats obtenus montrent qu'une bonne harmonisation entre des paramètres, comme l'acquisition à un moment précis de chaque valeur de la densité de courant et le contrôle de la température liquide de refroidissement, est une étape nécessaire pour la validation des procédures expérimentales.

Une étude réalisée sur l'utilisation des piles à combustibles dans des mines [Bétournay, 2004], montre que les conditions de fonctionnement ont une influence importante sur les performances des piles à combustible. Les raisons pour lesquelles la pile à combustible a été choisie pour remplacer les moteurs diesel sont l'amélioration de la qualité de l'air et la diminution des gaz à effet de serre et des coûts opérationnels. La pile à combustible utilisée a une puissance de 35 kW et elle a été soumise à des vibrations, des chocs et de la poussière. Les résultats des essais ont mis en évidence qu'elle peut fonctionner correctement dans de telles conditions environnementales, comme les mines. Les courbes voltage-ampérage et puissance-ampérage n'ont pas relevé des dommages significatifs. Une inspection de la pile après les tests a montré l'apparition d'une petite chute de pression quand la densité de courant et le débit d'air atteignent leurs valeurs maximales.

L'utilisation des essais de vibration pour éliminer l'excès d'eau dans les piles à combustible est mise en évidence par une étude réalisée à l'Université d'Alabama aux Etats-Unis en 2006 [Palan, 2006]. De nouvelles méthodes expérimentales sont utilisées et elles concernent des sollicitations structurelles et acoustiques de la pile à combustible. Les résultats relèvent que l'excès d'eau peut être éliminé en utilisant des amplitudes de déplacement qui peuvent atteindre la valeur maximale de 1 μ m.

Une pile à combustible DMFC (Direct Methanol Fuel Cell) intégrant un transducteur ultrasonique a fait l'objet d'étude réalisée par [Han, 2007]. Les résultats expérimentaux ont montré que le fonctionnement à haute fréquence du dispositif ultrasonique permet

d'aspirer une quantité de méthanol supérieure au cas habituel et donc d'augmenter la performance de la pile à combustible.

La géométrie des canaux de la plaque bipolaire cathodique d'une pile à combustible intégrant un dispositif piézoélectrique a été étudiée dans [Ma, 2008]. Le dispositif piézoélectrique a été choisi pour permettre une aspiration accélérée de l'air et une évacuation rapide des vapeurs d'eau ce qui permet d'augmenter la quantité de courant produite. La géométrie profilée de la plaque bipolaire cathodique permet de réduire les pertes ohmiques et de pression et donc d'augmenter les performances électriques de la pile à combustible.

La pile à combustible intégrant un dispositif piézoélectrique prévu avec un diffuseur et une buse de pulvérisation permet de résoudre le problème du noyage et d'augmenter les performances de la pile à combustible [Ma, 2009 2], car une quantité plus importante d'oxygène est aspirée dans la couche catalytique. Les tests ont montré qu'une température de 50 °C permet d'obtenir un séchage optimal de la MEA et une fréquence de 180 Hz permet d'éviter le noyage de la pile à combustible.

Les structures soumises à des vibrations aléatoires représentent un domaine d'étude intéressant où les systèmes intelligents, tels que les actionneurs et les capteurs, trouvent leur application [Fall, 2002]. Cet article propose une analyse de la fiabilité des systèmes mécaniques en étudiant les pannes des actionneurs ou des capteurs sur la stabilité d'une structure. Les résultats mettent en valeur le fait qu'une panne d'actionneur ou d'un capteur ne conduit pas forcément à une instabilité, même si les performances du système sont réduites.

Dans ce contexte, notre sujet d'étude apporte des connaissances nouvelles concernant le comportement vibratoire de la pile à combustible, un domaine peu exploité jusqu'à présent. On se propose de développer un modèle capable de piloter les essais de durabilité via une simulation boîte noire en temps réel afin de mettre en évidence la présence des phénomènes physiques à l'intérieur de la pile à combustible. Les paragraphes suivants présentent la pile à combustible, la plateforme vibratoire et les essais de durabilité comme éléments clé de la thèse, ainsi que leurs caractéristiques.

1.2 Pile à combustible

1.2.1 Définition

La pile à combustible est un des générateurs de demain pour produire de l'électricité et de la chaleur. La fabrication de l'électricité se fait grâce à l'oxydation sur une électrode d'un combustible réducteur (par exemple l'hydrogène) couplée à la réduction sur l'autre électrode d'un oxydant, tel que l'oxygène de l'air [Wikipedia], [Xpair].

1.2.2 Historique

Les dates les plus importantes concernant la découverte et le développement de la pile à combustible sont présentées ci-dessous [Wikipedia] :

- 1839 : découverte de l'effet de la pile à combustible par le chimiste allemand Christian Schönbein
- 1839 1842 : réalisation du premier modèle de laboratoire de pile à combustible par Sir William R. Grove
- 1932 : l'ingénieur britannique Francis T. Bacon reprend les études au sujet de la pile à combustible et réalise un premier prototype de 1 kW en 1953 et un deuxième de 5kW en 1959 qui servira de modèle pour les futures pile à combustibles utilisées lors des missions spatiales Apollo

Le développement des autres générateurs d'énergie électrique ainsi que le coût des matériaux utilisés ont mis entre parenthèses pendant plus d'un siècle les recherches sur la pile à combustible qui reste même aujourd'hui une solution onéreuse. Malgré ce désavantage, les recherches ont été reprises grâce à son atout le plus important : la non émission de CO_2 , qui est devenu l'objectif principal des constructeurs automobile et qui suscite de l'intérêt pour développer des systèmes pile à combustibles dédiés à cette industrie.

1.2.3 Classification

Le tableau 1.1 [Wikipedia] synthétise les types de pile à combustible commercialisés ou en cours de développement en fonction de leur domaine d'application et de leurs caractéristiques techniques.

Nom	Puissance	Température fonctionnement	Rendement électrique	Domaine
AFC Pile à combustible alcaline	10 à 100 kW	60 à 90 °C	Stack : 60–70% Système : 62 %	Portable, transport
DBFC Pile à combustible à hydrure de bore direct	250 mV/cm ²	20 à 80 °C	50 % monocellule	Portable < 20 W
PEMFC Pile à combustible à membrane échangeuse de protons	0.1 - 500 kW	60 à 120 °C	Stack : 50-70 % Système : 30-50 %	Portable, transport, stationnaire
DMFC Pile à combustible à méthanol direct	Jusqu'à 100 kW	90 à 120 °C	Stack : 20-30 %	Transport, stationnaire
PAFC Pile à combustible à acide phosphorique	Jusqu'à 10 MW	Environ 200 °C	Stack : 55 % Système : 40 %	Transport, stationnaire
MCFC Pile à combustible à carbonate fondu	Jusqu'à 100 MW	Environ 650 °C	Stack : 55 % Système : 47 %	Stationnaire
SOFC Pile à combustible à oxyde solide	Jusqu'à 100 MW	800 à 1050 °C	Stack : 60-65 % Système : 55-60 %	Stationnaire

Tableau 1.1 Classification des piles à combustible

1.2.4 Principe de fonctionnement

Le fonctionnement de la pile à combustible (Figure 1.1) a comme point de départ le principe inverse de l'électrolyse de l'eau. En entrée on injecte de l'hydrogène et de l'oxygène et on obtient de l'électricité, de l'eau et de la chaleur. Le système est constitué par deux électrodes (anode et cathode) séparées par un électrolyte, matériau qui bloque le passage des électrons et qui laisse les ions circuler. A l'anode, on introduit l'hydrogène, H₂, qui va se transformer en ions H⁺ et libérer des électrons qui seront captés par l'anode. Les ions H⁺ arrivent sur la cathode où ils se combinent à l'oxygène de l'air, pour former de l'eau. C'est le transfert des H⁺ et des électrons vers la cathode qui va produire un courant électrique continu à partir de l'hydrogène. La réaction chimique à l'intérieur de la pile à combustible est déclenchée à l'aide d'un catalyseur. Il s'agit en général d'une fine couche de platine disposée sur les deux électrodes. Les équations chimiques qui gouvernent le fonctionnement de la pile à combustible sont (1.1), (1.2) :

Anode:
$$H_2 \xrightarrow{catalyseur} 2H^+ + 2e^-$$
 (1.1)

Cathode:
$$2H^+ + 2e^- + \frac{1}{2}O_2 \xrightarrow{catalyseur} H_2O + chaleur$$
 (1.2)

La tension de chaque cellule est d'environ 0.7 - 0.8 V, donc il est nécessaire d'utiliser un grand nombre de cellules en série pour atteindre des tensions importantes. La pile à combustible produit un courant continu, donc il est également nécessaire d'utiliser un onduleur en aval pour transformer le courant continu en courant alternatif.



Figure 1.1 Principe de fonctionnement de la pile à combustible à membrane échangeuse de protons (PEMFC)

1.2.5 Avantages et points faibles

La pile à combustible présente de nombreux avantages, mais également des points faibles [Pile à combustible]. Les avantages les plus importants sont les suivants :

- a) Très bon rendement énergétique (supérieur à 50%) en comparaison avec les moteurs à combustion interne (25-30%). L'énergie non convertie en énergie électrique est émise sous forme de chaleur et est évacuée sous forme d'eau chaude ou de vapeur. Ceci est un point fort dans le cas des applications domestiques, car la pile à combustible est capable de fournir de l'électricité et également de l'eau chaude qui pourra être utilisée pour le chauffage domestique ce qui va augmenter le rendement de la pile à combustible jusqu'à 80-90%.
- b) *Protection de l'environnement*, 99 % en moins de monoxyde de carbone en comparaison avec un véhicule à essence. Les qualités environnementales des piles à combustible et leur excellent rendement contribueraient là où elles sont utilisées en remplacement des systèmes traditionnels, à l'amélioration de la qualité de l'air et à la réduction des émissions des gaz à effet de serre.

- c) *Silencieuse*, car la pile à combustible ne contient pas de pièce en mouvement relatif contrairement aux moteurs ou aux turbines à gaz. Seule la ventilation, le convertisseur et la circulation des fluides sont audibles, un atout majeur pour la réduction de la pollution sonore des villes.
- d) *Fonctionnement à basse température,* avantage très important à prendre en compte quand il s'agit d'applications mobiles, comme par exemple le véhicule électrique. La température de fonctionnement de la pile à combustible à membrane échangeuse de protons est de 80 °C contrairement à un moteur thermique où on a plus de 1000 °C. La température de fonctionnement influence directement la température des gaz d'échappement qui atteignent 110 °C dans le cas de la pile à combustible et 800 °C pour les moteurs thermiques. Même si en comparaison avec les moteurs thermiques la température de fonctionnement est beaucoup plus basse, pour la pile à combustible cela peut poser des problèmes au niveau du refroidissement. Cette propriété augmente d'autant plus le nombre et la diversité des applications auxquelles la pile à combustible peut répondre.

Les principaux points faibles de la pile à combustible sont :

- a) *Le coût* élevé est la raison principale pour laquelle la pile à combustible n'est pas encore commercialisée. Le prix d'une pile à combustible est justifié par le coût des matériaux qui sont nécessaires à sa construction, comme le catalyseur en platine et la membrane échangeuse de protons.
- b) *La durée de vie* d'une pile à combustible est de l'ordre de quelques milliers d'heures. De nombreuses questions se posent encore sur le remplacement complet ou partiel d'une pile usagée, le coût de la remise à neuf. Les réponses à ces questions font l'objet de recherches en cours.
- c) *La disponibilité des combustibles de qualité adéquate,* représente l'enjeu des fabricants d'hydrogène parce que pour fonctionner normalement la pile à combustible a besoin d'hydrogène de très haute qualité, car les impuretés polluent le catalyseur et le rendent inopérant. Le combustible ne doit contenir qu'1 cm³ de CO/m³. Une possible solution serait de placer un purificateur avant l'entrée de l'hydrogène dans le circuit de transformation. Une autre question qui se pose concernant les combustibles est le stockage de l'hydrogène et la disponibilité sur le marché des points de recharge.

1.2.6 Applications

Les piles à combustibles sont utilisées dans une large gamme de domaines qui seront présentés ci-dessous. Les applications liées au transport représentent le principal domaine où les piles à combustibles sont utilisées.

A. Les transports

a1. Transports terrestres

Les principaux atouts pour lesquels la pile à combustible PEMFC a été choisie pour intégrer le véhicule terrestre sont : le démarrage rapide et la réponse prompte à une demande d'énergie importante. Sur le marché, existent en ce moment plusieurs acteurs qui réalisent des piles à combustible dédiées au transport terrestre [Boudellal, 2012]. Le fournisseur principal est la société canadienne Ballard, secondé par la société AFCC (Automotive Fuel Cell Coorperation) fondée par Daimler/Mercedes-Benz, Ford et Ballard qui fournit les piles pour véhicules légers et bus. Un premier exemple concerne le modèle A-Class F-Cell développé par Daimler Chrysler en 2004 qui utilisait 1.8 kg d'hydrogène comprimé sous 350 bars dans deux réservoirs de 58 kg. Le véhicule disposait d'une autonomie de 160 km. Le modèle suivant B-Class F-Cell permet de stocker 3.7 kg d'hydrogène comprimé à 700 bars dans deux réservoirs. Par rapport au modèle précédent, B-Class F-Cell est équipé d'une batterie d'appoint de 1.4 kWh rechargée par la pile à combustible et par la récupération d'électricité lors des décélérations. L'autonomie de B-Class F-Cell est de 400 km.

Les bus représentent la meilleure application pour tester les piles à combustibles grâce à leurs nombreux avantages, comme : kilométrage important, suffisamment de place pour l'emplacement de la pile à combustibles et des réservoirs d'hydrogène, trajets communs, retour régulier au garage, la possibilité de développer une infrastructure complète de fourniture en hydrogène. Plusieurs projets européens ont permis de tester les bus dans les plus importantes villes européennes, dont le projet CHIC (Clean Hydrogen in European Cities) lancé en 2010 et qui prévoit en 2016 le déploiement et l'évaluation de 26 bus à pile à combustible dans cinq villes européennes (Londres, Bolzano, Milan, Aargau et Oslo). Le constructeur allemand Evobus a développé deux générations de bus Citaro. Une première version est réalisée avec une pile à combustible de 200 kW fournie par Ballard et NuCellSys. Les 40 kg d'hydrogène sont stockés à bord dans 9 réservoirs à 350 bar et assurent une autonomie de 200 km avec un moteur de 225 kW. Le temps de remplissage est de 10 à 30 minutes. La pile à combustible et les batteries ont été choisies pour la deuxième génération de bus Citaro hybride. Cette fois-ci, le bus est équipé de deux piles à combustible de 60 kW et des batteries qui ont une capacité de stockage de 26kWh. Grâce à cette solution, la durée de vie de la pile à combustible est augmentée et la consommation d'hydrogène est diminuée [Boudellal, 2012].

La première motocyclette à pile à combustible a été construite en 1967 par Union Carbide. Elle fonctionnait à l'hydrazine, avait une autonomie de 100 km et atteignait une vitesse maximale de 40km/h. Au fil du temps, plusieurs modèles ont été développés mais peu d'éléments ont changé. Un projet intéressant a été développé par la société allemande Masterflex qui a créé un véhicule de livraison à trois roues appelé Cargobike équipée d'une pile à combustible PEMFC capable d'alimenter des équipements annexes comme un réfrigérateur. L'autonomie de Cargobike est de 150 km. En 2010, la société anglaise Inteligent Energy Holdings Ltd a développé un scooter innovant qui utilise de l'hydrogène comprimé et l'ensemble du système pile à combustible est amovible.

a2. Transport maritime

Une première catégorie d'applications maritimes est concernée par les navires (marchands, de croisière ou ferries). Ceux-ci nécessitent de fortes puissances de propulsion comprises entre 5 et 50 MW, valeurs qui ne sont pas atteintes par les piles à combustible actuelles. Plusieurs organismes internationaux se penchent sur ce sujet, mais à ce jour aucun projet ne s'est concrétisé. Les avantages de l'utilisation de la pile à combustible dans le domaine des navires sont la réduction des émissions et l'amélioration du confort pour les croisières (absence de vibrations et d'odeurs).

Une deuxième catégorie d'applications concerne cette fois-ci les sous-marins conventionnels utilisant à l'origine un moteur Diesel pour recharger les batteries. Les avantages de la pile à combustible dans cette application sont l'amélioration du rendement et de l'autonomie car la remontée en surface n'est pas nécessaire pour effectuer la recharge des batteries. En plus, la pile à combustible apporte une importante réduction du bruit, ce qui rend la détection des sous-marins plus difficile.

Les bateaux électriques représentent la troisième catégorie d'applications maritimes. Beaucoup de prototypes ont été construits, cependant il s'agit plutôt de démonstrateurs. Un projet intéressant appelé « Zéro CO_2 » a été développé par plusieurs partenaires, dont le CEA, ayant pour but de collecter des données dans la Méditerranée. Ce yacht est équipé d'une pile à combustible associée à des batteries. Actuellement, le gaz industriel est utilisé pour produire de l'hydrogène, mais il est envisagé d'utiliser de l'hydrogène « vert » produit à partir de l'énergie éolienne ou solaire, ce qui donnerait un projet « Zéro CO_2 » complet.

a3. Transport aérien

Les avions de ligne sont particulièrement polluants, car l'émission de CO₂ atteint des valeurs considérables pendant les décollages et les atterrissages. Le kérosène n'est pas taxé actuellement par rapport au protocole de Kyoto, ce qui représente un manque de soutien de l'introduction des technologies non polluantes dans le transport aérien [Boudellal, 2012]. Tout de même, quelques projets ont vu le jour, comme le motoplaneur

Antares DLR H2 qui a réalisé son premier vol en juillet 2009 seulement à l'aide d'une pile à combustible de 35kW.

B. Les applications portables

Ce domaine est actuellement en plein développement et connait une croissance remarquable. Beaucoup d'acteurs dans ce domaine réalisent des recherches, spécialement au Japon où un ensemble de normes a été créé concernant les ordinateurs et les téléphones portables. Quelques exemples de compagnies présentes de façon active dans ce domaine : Sony, Toshiba, Fujitsu, Canon, Casio. Deux technologies sont particulièrement utilisées : les PEMFC et les DMFC. Le principal avantage de la pile à combustible DMFC est qu'elle est directement alimentée en méthanol (liquide) et on la recharge de la même façon qu'un briquet. L'autonomie est seulement fonction de la quantité de méthanol à disposition. Ceci fait que la technologie DMFC est préférée à la PEMFC. Un exemple intéressant : l'ordinateur à pile à combustible construit par la société japonaise NEC qui a une autonomie de 40h consécutives de fonctionnement, c'est-à-dire 10 fois plus qu'une pile au lithium [Blunier, 2007].

C. Les applications stationnaires

On trouve ici deux groupes d'installations : premièrement les applications résidentielles et deuxièmement les centrales électriques où les piles à combustibles sont les concurrentes directes des turbines à gaz. Actuellement pour ces deux applications, le gaz naturel est le plus utilisé. Cependant, les installations à pile à combustible sont en développement. Plusieurs technologies peuvent être utilisées pour les applications stationnaires, mais les piles à combustibles MCFC sont préférées grâce à la puissance et au rendement. Au niveau des projets, la société américaine Fuel Cell Energy en partenariat avec la société allemande MTU CFC GmbH ont développé 35 systèmes HotModules capables de générer de l'électricité et de la chaleur pour un nouveau quartier de Hambourg. Le rendement d'un tel équipement peut atteindre 90 %, le rendement maximal au cœur de la pile à combustible est de 55 % [Blunier, 2007].

1.3 Plateforme vibratoire

La plateforme vibratoire dont FCLAB dispose représente dans le cadre de la thèse le deuxième élément physique important, après la pile à combustible, car elle sert à la réalisation des essais vibratoires et vibro-climatiques qui ont comme objectif la validation du modèle neuronal de pilotage des essais.

Il existe en France et dans le monde plusieurs laboratoires et entreprises spécialisés dans le domaine des essais vibratoires et climatiques et qui disposent d'équipements similaires. On souligne la présence d'acteurs majeurs sur le marché français comme le Centre Technique des Industries Mécaniques [Cetim] avec plusieurs filiales en France, le Laboratoire National de Métrologie et d'Essais [LNE] présent sur le territoire français mais également en Amérique et Asie et l'entreprise Mécano I&D à Toulouse [Mécano I&D]. Au niveau européen, on rappelle le laboratoire allemand Vibtec spécialisé dans la réalisation des essais environnementaux [Vibtec], le centre de recherche européen Joint Research Center situé aux Pays Bas qui a un département dédié au domaine vibratoire des piles à combustible [JRC] et l'entreprise Abtest Limited située en Angleterre qui réalise des essais vibratoires et climatiques, mais également propose des services de consulting dans le domaine de la mécanique des fluides, de la calibration, du développement fonctionnel [Abtest].

Sur le continent américain, on trouve aux Etats-Unis le Laboratoire de Simulation Environnementale qui est une division de EADS Sogerma Company spécialisé également dans les essais vibratoires et climatiques [LSE]. Au Canada, il existe deux grands instituts qui sont au service de la recherche : le Centre de Recherche Industrielle Québec [CRIQ] et le Conseil National de Recherches Canada [CNRC].



Le laboratoire FCLAB dispose d'une plateforme vibratoire [Bksv] présentée Figure 1.2.

Figure 1.2 Plateforme vibratoire

Les caractéristiques de la plateforme vibratoire sont les suivantes :

- Force maximale en sinus : 35 600 N
- Excitation uniaxiale suivant X, Y ou Z (au choix)
- Domaine fréquentiel pour une charge utile de 250 kg :
 - 6 à 3000 Hz en horizontal
 - 6 à 2000 Hz en vertical
- Capacité de charge statique en vertical : 500 kg
- Déplacement vertical crête-crête : 50 mm
- Accélérations maximales sans charge :
 - 75g verticalement
 - 19g horizontalement
- Accélérations pour une charge de 250 kg
 - 3g dans le domaine fréquentiel de 6 à 150 Hz

Le logiciel de pilotage vibratoire permet de réaliser les profils suivants : sinus balayé, aléatoire, chocs, pilotage de signaux « longue durée » (bruit routier), pilotage en force, vitesse ou déplacement. Les données brutes sont enregistrées utilisant le matériel TEAC-GX1. Une variété de conditionneurs de signaux peut être installée comme amplificateurs d'entrée. L'unité principale de GX-1 contient 8 emplacements d'entrée pour des amplificateurs. Chaque carte d'entrée gère 2 canaux ce qui permet d'enregistrer jusqu'à 16 canaux d'entrée quand les 8 emplacements sont tous utilisés. Il y aussi la possibilité d'utiliser une unité optionnelle d'extension pour augmenter le nombre de canaux d'entrée jusqu'à 64.

Pour réaliser des essais environnementaux, l'enceinte climatique Servathin [Servathin] peut être couplée avec la plateforme vibratoire. Ses caractéristiques sont données cidessous :

- Température minimale : - 45°C sans dissipation de chaleur de la charge

- 30°C avec 10kW maximum de dissipation de chaleur

- Température maximale : +130°C, hygrométrie de 10 à 97% de 10 à 90°C
- Vitesse moyenne de variation de température : 1°C/min sans dissipation
- Détection d'hydrogène et de variation de chaleur



Figure 1.3 Enceinte climatique Servathin

1.4 Le pilotage d'essais de durabilité

Les essais de durabilité [Leclercq], [Dupuis] ont ici pour objectif de contribuer à l'augmentation de la connaissance sur le vieillissement et la dégradation [Zhang, 2008], [Wu, 2008] en général donc à l'accroissement de la fiabilité des systèmes à pile à combustible [Astrom, 2007] soumis à des sollicitations mécaniques représentatives d'applications terrestres et particulièrement automobiles.

La compréhension du comportement mécanique de la pile à combustible est donc essentielle. A la sollicitation mécanique de type vibratoire peuvent s'ajouter d'autres paramètres comme la température du milieu dans lequel se trouve la pile à combustible et la pression interne de la pile [Ye, 2008]. Tous ces paramètres peuvent avoir une contribution importante sur la dégradation et le vieillissement de la pile à combustible.

Le plus souvent, des essais de durabilité doivent prouver la longévité du spécimen. Ils sont effectués alors sur la base de sollicitations sévérisées et le spécimen doit survivre à l'essai dans de bonnes conditions pour être qualifié [Benetto].

La volonté d'augmenter la connaissance du comportement mécanique pour découvrir les phénomènes physiques qui se produisent à l'intérieur de la pile à combustible, conduit à vouloir connaître quand une dégradation se produit et à pouvoir la qualifier tout en décidant de poursuivre ou d'interrompre l'essai.

La surveillance des essais [Morel] en temps réel représente un élément clé pour le pilotage et le bon déroulement des essais sur la pile à combustible.

Pour arriver à surveiller correctement les essais de durabilité sur la pile à combustible, on a besoin d'un modèle mathématique qui décrit au mieux le comportement de la pile en tant que système mécanique [Richard]. Cela représente un vrai défi. En effet, s'il existe des modèles mécaniques purs [Violante], [Piechowiak] ou des modèles électrochimiques aux équations différentielles, ceux-ci sont partiels ou trop importants pour être intégrés en temps réel. On n'a aucun modèle de connaissances adapté au temps réel sur le comportement mécanique de la pile à combustible avec toute sa complexité électrochimique.

Dans ce contexte, on a choisi les modèles de type boîte noire [Truong, 2010], [Witters, 2009] qui utilisent seulement les mesures effectuées sur le système mécanique, c'est-àdire les entrées et les sorties mesurées sur la pile soumise aux sollicitations vibratoires. Les réseaux de neurones [Saengrung, 2007] font partie des méthodes de modélisation type boîte noire et répondent au mieux aux contraintes imposées grâce à leurs capacités de généralisation et prédiction.

L'aspect temps réel du pilotage et d'abord de surveillance des essais de durabilité nous a conduit à définir une architecture neuronale dynamique [Haton], qui permet, contrairement aux réseaux de neurones statiques, de tenir compte de l'historique, c'est-à-

dire de connaissance sur un certain nombre d'instants du passé pour prédire le comportement futur de la pile à combustible.

Ce modèle permet de mettre en évidence le comportement de la pile à combustible en fonction des sollicitations vibratoires imposées, mais également en fonction de la température de la pile et de sa pression interne, paramètres qui peuvent contribuer à sa dégradation et à son vieillissement. Les différentes façons de réagir de la pile à combustible sont visibles dans les représentations graphiques réalisées à l'aide de la technique des signatures, où on peut observer l'influence des conditions vibroclimatiques auxquelles la pile à combustible a été soumise.
Chapitre 2

Modélisation. Etat de l'art

2.1 Introduction	2.2
2.2 Généralités sur les modèles mathématiques - Classification	2.3
2.2.1 Définition	2.3
2.2.2 Buts de la modélisation	2.3
2.2.3 Classification des modèles	2.3
2.2.3.1 Classification selon le mode de conception	2.3
2.2.3.2 Classification selon l'utilisation	2.4
2.3 Les réseaux de neurones	2.5
2.3.1 Définition	2.5
2.3.2 Historique	2.5
2.3.3 Domaines d'application	2.5
2.3.4 Le neurone biologique	2.6
2.3.5 Le neurone formel	2.6
2.3.6 Architectures de réseaux de neurones	2. 12
2.3.7 L'apprentissage	2. 19
2.4 Les réseaux de neurones dans la littérature sur les piles à combustible	2. 25
2.5 Conclusion	2.26

2.1 Introduction

Ce chapitre a pour but de faire une présentation générale des modèles mathématiques de type "boîte noire" capables de traduire en langage mathématique le comportement mécanique des systèmes tels que la pile à combustible qui fait l'objet de notre étude.

La première partie du chapitre présente les modèles mathématiques en général, leur définition, leurs objectifs et une classification permettant d'introduire les réseaux de neurones et les raisons de leur choix.

La deuxième partie du chapitre présente les types de réseaux de neurones utilisés généralement pour prédire le comportement des systèmes dynamiques. C'est une modélisation de type « boîte noire ». Dans cette présentation, on retrouve également la définition, l'historique, les domaines d'application, l'analogie entre le neurone biologique et le neurone formel ainsi que les architectures neuronales les plus représentatives.

La troisième partie du chapitre analyse la littérature spécialisée. On observe que les réseaux de neurones modélisent plutôt les piles à combustible du point de vue électrochimique. Souvent d'ailleurs, ce ne sont pas des modèles dynamiques.

L'aspect mécanique n'est pas traité dans la littérature, ceci souligne l'originalité des travaux de cette thèse.

2.2 Généralités sur les modèles mathématiques - Classification

2.2.1 Définition

Un *modèle mathématique* représente une traduction de la réalité physique permettant d'appliquer les instruments et les techniques des théories mathématiques dans l'étude du comportement des systèmes complexes. A l'inverse, il est possible de transposer les résultats numériques à la réalité physique [Définitions].

2.2.2 Buts de la modélisation

Un modèle unique concernant une problématique n'existe pas. Pour cela il est important de bien définir dès le début les objectifs du modèle qu'on souhaite développer. Un aspect important est également le fait qu'un modèle n'est jamais parfait : il ne représente pas totalement la réalité et donc on définit les paramètres de façon à pouvoir étudier certains résultats en particulier. Pour un même modèle on peut paramétrer différemment pour mettre en évidence des choses différentes.

2.2.3 Classification des modèles

Le mode de conception et l'utilisation sont les deux critères en fonction desquels les modèles sont classifiés dans ce paragraphe [Oussar, 1998].

2.2.3.1 Classification selon le mode de conception

En fonction du mode de conception, on a trois types de modèles : modèles de connaissances, modèles « boîte noire » et modèles « boîte grise ».

• Les modèles de connaissances

Les modèles de connaissances ont comme point de départ une analyse physique en liaison directe avec le type de processus en appliquant des lois générales ou des lois empiriques. Les paramètres de ces modèles ne sont pas ajustables. Il est toujours bien d'établir des modèles de connaissances, mais parfois en fonction de la complexité du processus qu'on souhaite modéliser, il est impossible d'avoir un modèle complet à cause des phénomènes mal connus. Dans cette situation, on est obligé de concevoir des modèles dits empiriques qui sont conçus à partir des résultats de mesure.

• Les modèles « boîte noire »

Les modèles « boîte noire » sont développés à partir des mesures effectuées sur les entrées et les sorties du processus à modéliser. Les équations paramétrées sont utilisées pour décrire les relations entre les entrées et les sorties. Egalement, les mesures sont utilisées pour obtenir une meilleure précision du modèle avec le nombre le plus petitpossible de paramètres ajustables.

• Les modèles « boîte grise »

Les modèles « boîte grise » sont une combinaison entre les modèles de connaissance et les modèles « boîte noire ». Ces modèles sont utilisés quand on n'a pas assez de connaissances sur un processus pour créer un modèle de connaissances et quand on dispose de mesures sur les entrées et les sorties du processus à modéliser. Les avantages des modèles « boîte grise » dits semi-physiques sont l'intelligibilité du modèle de connaissances et la robustesse du modèle « boîte noire ».

2.2.3.2 Classification selon l'utilisation

En fonction de l'utilisation, les modèles se distinguent en deux types : simulateurs et prédicteurs.

• Les modèles de simulation (simulateurs)

Les simulateurs sont des modèles utilisés pour simuler le comportement d'un système pour valider la phase de conception avant de passer à la fabrication. En ce qui concerne la structure du modèle, les sorties passées mesurées sur le système ne peuvent pas être réinjectées dans le modèle. Dans ce cas l'estimation des paramètres et l'utilisation du modèle sont deux phases successives, donc on parle ici de *l'apprentissage non adaptatif.*

• Les modèles de prédiction (prédicteurs)

Les prédicteurs sont des modèles utilisés en même temps que le processus qu'il modélise. Du point de vue de la structure, les sorties passées déjà mesurées sont utilisées comme entrées du modèle. L'estimation des paramètres et l'utilisation du modèle ne sont plus deux étapes successives, mais simultanées et donc on parle ici de *l'apprentissage adaptatif*.

On a choisi les réseaux de neurones pour leur capacité de généralisation et d'approximation, principe qui est à la base de leur fonctionnement, c'est-à-dire l'apprentissage par expérience. Le système qu'on étudie est une pile à combustible soumise à différentes conditions vibro-climatiques. On mesure le signal d'entrée et la réponse de la pile à combustible. Ces deux signaux sont les seules informations qu'on a sur le système et qui seront utilisées comme entrées dans le modèle neuronal.

2.3 Les réseaux de neurones

2.3.1 Définition

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires (neurones) fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de neurones est évidemment un réseau.

2.3.2 Historique

- 1943: McCulloch et Pitts ont publié l'article fondateur « *What the frog's eye tells to the frog brain »*, où ils montrent l'analogie entre le neurone biologique et le neurone formel et également le fait qu'un réseau de neurones formels peut théoriquement réaliser des fonctions arithmétiques, logiques et symboliques complexes.
- 1949 : Hebb a publié l'ouvrage sur l'apprentissage « *The Organization of Behaviour* » où il propose une règle simple qui permet de modifier les valeurs des poids synaptiques en fonction des neurones qu'ils relient.
- 1957 : Rosenblatt développe le modèle du perceptron, le premier système capable de réaliser l'apprentissage par expérience.
- 1982 : Hopfield introduit un nouveau concept d'architecture neuronale complétement récurrente. Celle-ci devient un instrument de travail pour les physiciens grâce à ses caractéristiques de récurrence qui permettent un meilleur traitement des données. Par contre, l'inconvénient de l'architecture récurrente de Hopfield est l'impossibilité de traiter des données dans le domaine non linéaire.
- 1986 : Rumelhart introduit le modèle du perceptron multicouche capable de traiter des données du domaine non linéaire en se reposant sur la rétropropagation du gradient de l'erreur. Chaque couche est de type Adaline développée par Widrow, un modèle similaire au perceptron de Rumelhart.

2.3.3 Domaines d'application

Les réseaux de neurones sont utilisés dans les domaines suivants :

- \rightarrow approximation des fonctions inconnues
- → modélisation accélérée d'une fonction connue mais avec une complexité élevée à calculer avec exactitude
- \rightarrow reconnaissances des formes

- \rightarrow problèmes de classification
- \rightarrow estimation boursière

2.3.4 Le neurone biologique

Le neurone biologique, appelé aussi cellule nerveuse, est l'élément de base du système nerveux. Sa fonction principale est d'assurer la transmission des signaux bioélectriques appelés aussi influx nerveux. Les neurones biologiques présentent deux propriétés physiologiques importantes : la première, *l'excitabilité* qui est la capacité de répondre aux stimulations et de les convertir en impulsions nerveuses et la deuxième, *la conductivité* qui est la capacité de transmettre les impulsions.

La constitution du neurone biologique est présentée dans la figure 2.3 : le corps cellulaire (unité centrale ou noyau), l'axone (« organe » de sortie) et les dendrites (« organe » d'entrée). Les synapses réalisent la connexion entre les neurones.



Figure 2.3. Neurone biologique [Outils recherche]

2.3.5 Le neurone formel

Le neurone formel a été développé en directe analogie avec le neurone biologique. Le neurone formel de la figure 2.2 est constitué de $x_1, x_2 \dots x_n$, les entrées équivalentes aux influx nerveux arrivant au neurone et de $w_1, w_2 \dots w_n$ les poids correspondant aux synapses. La somme des entrées pondérées et la fonction d'activation représentent le noyau du neurone. La sortie \hat{y} est équivalente à l'axone du neurone biologique. Les connexions avec les autres neurones représentent les dendrites.



Figure 2.4 Neurone formel

La relation mathématique (2.1) exprime la sortie \hat{y} du neurone formel représenté dans la Figure 2.4, où *b* est un terme constant appelé biais.

$$\hat{y} = f\left(\sum_{i=1}^{n} x_i w_i + b\right) \tag{2.1}$$

La fonction d'activation peut être en principe quelconque, dépendre du problème et de l'imagination de l'architecte du réseau de neurones. Les fonctions d'activation les plus courantes sont la fonction d'activation linéaire et la fonction d'activation « sigmoïde » dont les caractéristiques sont présentées dans le tableau 1.1 à côté d'autres fonctions moins courantes [Demuth]. Les sorties des fonctions d'activation sont généralement comprises entre -1 et +1. Comme ces sorties sont généralement les entrées d'autres neurones, entrées donc comprises entre – 1 et +1, il semble logique de mettre à cette échelle les entrées et les sorties du réseau tout entier. C'est la justification des facteurs de mise à échelle présentés plus tard. Comme la norme de tous les nombres intervenant dans le réseau est maintenant 1, l'importance des différents poids w_i peut être directement jugée.

Nom de la fonction	Description	Icône	Représentation graphique		
Compet	Competitive transfer function	С	Input n Output a $\begin{array}{c c} & Output a \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & & \\ & $		
Hardlim	Hard-limit transfer function		$a \\ \uparrow +1 \\ \hline 0 \\ \hline -1 \\ a = hardlim(n)$		
Hardlims	Symmetric hard- limit transfer function	H	$a \rightarrow n$ $a \rightarrow n$ $a = hardlims(n)$		
Logsig	Log-sigmoid transfer function	Ţ	$a \rightarrow +1$ $0 \rightarrow n$ $a = logsig(n)$		







Tableau 1.1 Fonctions d'activation des réseaux de neurones

2.3.6 Architectures de réseaux de neurones [Del Pedro, 1992; Demuth, 2008]

La figure 2.3 présente le schéma général d'un réseau de neurones qui est constitué de : l'entrée, la couche cachée, la couche de sortie et la sortie proprement-dite. L'entrée peut être représentée par un ou plusieurs vecteurs, en fonction de l'architecture choisie. La couche cachée est formée des poids *w*, le sommateur et la fonction d'activation linéaire, constituant 1 neurone. Dans ce cas la couche cachée est récurrente, mais ceci n'est pas généralement valable (voir les paragraphes suivants). Les éléments clé sont les poids *w*, car par défaut ils sont générés au départ par une fonction aléatoire sous Matlab. Ensuite, le réseau va s'adapter pour trouver les meilleures valeurs en fonction de l'entrée et de la sortie demandée. Ici, la couche de sortie a la même structure que la couche cachée sauf qu'elle n'est pas récurrente. Généralement la couche de sortie sert à récupérer les calculs qui ont été réalisés par la couche cachée.



Figure 2.3 Schéma général d'un réseau de neurones

Le perceptron ou le *classifieur linéaire* est le réseau de neurones le plus simple. Ce type de réseau ne contient aucune boucle récursive. Il est constitué d'une couche unique de *S* neurones connectés aux *R* entrées par un ensemble de coefficients de pondération $w_{i,j}$ (figure 2.4). Les indices *i* et *j* indiquent la force de connexion de l'entrée *j* au neurone *i*. La fonction d'activation est ici *hardlim* est donc la sortie va avoir des valeurs comprises entre 0 et 1, mais il y a également la possibilité d'utiliser une fonction d'activation qui donne des sorties comprises entre -1 et 1.



a = hardlim(Wp+b)

Figure 2.4 Le perceptron [Demuth, 2008]

Considérons maintenant un perceptron qui contient un seul neurone. Il peut être vu comme l'unique neurone capable de séparer linéairement un ensemble de vecteurs $E_{entrée}$ en deux groupes distincts A et B. Dans son état initial, le perceptron ne connaît pas quelle règle il faut utiliser pour séparer les deux groupes, donc il est nécessaire qu'il passe par l'étape appelé *apprentissage*. On considère un échantillon d'apprentissage constitué de vecteurs d'entrée particuliers, dont on connait le groupe g d'appartenance :

$$E_{learn}^{T} = (p_1, \dots, p_n, g)$$

avec $g = \begin{cases} 1, & si \ E_{learn} \in A \\ -1, & si \ E_{learn} \in B \end{cases}$ (2.2)

L'algorithme d'apprentissage consiste à donner les vecteurs E_{learn} en entrée du perceptron et à comparer la sortie a à la sortie attendue g. Si la sortie réelle et la sortie attendue sont différentes, alors on va adapter le vecteur de pondération des entrées W et le biais b en les incrémentant ou décrémentant d'un pas d'apprentissage α fixé arbitrairement. On répète ces étapes t fois. Plus t est grand, plus le perceptron apprend.

Le réseau de neurones linéaire (figure 2.5) est similaire au réseau présenté précédemment, le perceptron. La différence entre les deux est le fait que le réseau de neurones linéaires utilise une fonction d'activation *linéaire*, tant dis que le perceptron utilise la fonction *hardlim*. Tout comme le perceptron, le réseau de neurones linéaire peut résoudre des problèmes où les paramètres sont linéairement séparables.



Figure 2.5 Le réseau de neurones linéaire [Demuth, 2008]

Ce type de réseau donne comme sortie un vecteur correspondant au vecteur cible défini en entrée. La différence entre le vecteur de sortie et le vecteur cible représente l'erreur. On souhaite trouver les valeurs des poids et des biais de telle sorte que la somme carrée des erreurs soit minimisée ou inférieure à une valeur imposée. Ceci est possible grâce à l'algorithme d'apprentissage des moindres carrés (Widrow-Hoff).

Le réseau de neurones à fonction radiale (figure 2.6) est particulièrement utilisé pour l'approximation des fonctions. Il présente deux particularités : la fonction de transfert est une exponentielle et l'opérateur de sommation disparaît au profit de l'opération de multiplication (élément par élément). Ce type de réseau est constitué de deux couches : une première couche radiale qui contient S^1 neurones et une couche linéaire qui a S^2 neurones. La case ||dist|| a comme entrées le vecteur p et la matrice de pondération $IW^{1,1}$. En sortie on obtient un vecteur qui a S^1 éléments et qui représentent les distances entre le vecteur des entrées et le vecteur des poids. La sortie de la couche radiale a^1 est l'image du produit de multiplication élément par élément de la case ||dist||et des biais b^1 par la fonction de transfert radiale. La sortie de la deuxième couche a^2 est calculée à l'aide de la fonction de transfert classique linéaire déjà décrite dans les paragraphes précédents.



Figure 2.6 Réseau de neurones à fonction radiale [Demuth, 2008]

Le réseau de neurones dynamique NARX (Nonlinear autoregressive network with exogenous inputs, figure 2.7) est un réseau récurrent avec des connexions de rétroaction sur plusieurs couches. Il est basé sur le modèle linéaire ARX qui est couramment utilisé pour la modélisation des séries temporelles. Le modèle NARX peut être défini comme :

$$y(t) = f(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-n_y), u(t-1), u(t-2), \dots, u(t-n_u))$$
(2.3)

La valeur y(t) du signal de sortie est calculée en fonction des valeurs précédentes $y(t - n_y)$ et aussi des valeurs précédentes du signal d'entrée indépendant du signal de sortie, $u(t - n_u)$. On peut utiliser le modèle NARX pour approximer la fonction f. La figure 2.7 présente un modèle constitué de deux couches qui permet également d'utiliser des signaux multidimensionnels.



Figure 2.7 Le réseau de neurones dynamique NARX [Demuth, 2008]

Le réseau de neurones NARX a de nombreuses applications. Il peut être utilisé comme prédicteur, pour prédire la valeur suivante d'un signal. Il peut également être utilisé comme filtre non linéaire où la sortie cible est une version sans bruit du signal d'entrée. L'intérêt de l'utilisation du réseau NARX est démontré dans une autre application importante, la modélisation des systèmes dynamiques non linéaires. Le but est d'estimer la sortie du système utilisant le signal d'entrée et la réponse réelle du système. Dans ce cas le réseau de neurones est construit en deux étapes : une première architecture pour l'apprentissage (figure 2.8) et une deuxième architecture pour la validation du réseau (figure 2.9). Pour l'apprentissage, on utilise l'architecture série-parallèle qui a comme entrées le signal d'excitation u(t) et la sortie réelle du système y(t). Pour la validation, on utilise l'architecture parallèle qui prend la sortie prédite $\hat{y}(t)$ et la réinjecte dans le modèle neuronal. L'avantage apporté par la séparation des deux étapes, l'apprentissage et la validation, est une meilleure précision de prédiction du réseau de neurones.



Figure 2.8 Architecture NARX pour l'apprentissage

Figure 2.9 Architecture NARX pour la validation

Le réseau de neurones Elman (figure 2.10) est constitué de deux couches dont la première est une couche récursive ce qui permet de détecter et de générer des éléments variables dans le temps. La couche récurrente a une fonction de transfert de type tangente sigmoïde tandis que la fonction de transfert de la deuxième couche est linéaire. Cette combinaison permet d'approximer n'importe qu'elle fonction (avec un nombre fini de discontinuités) avec une précision variable. La seule exigence est que la première couche doit avoir suffisamment de neurones, car plus la fonction est complexe plus le nombre de neurones augmente. Par rapport aux réseaux de neurones habituels à deux couches, le réseau Elman possède une boucle sur la première couche. Le délai de cette boucle contient des valeurs précédentes de l'état qui sont utilisées pour calculer la valeur actuelle.



Le réseau de neurones Hopfield (figure 2.11) a pour objectif de stocker un ensemble spécifique de points d'équilibre tel que, lorsque les conditions initiales sont fournies, le réseau s'arrête s'il rencontre un point déjà défini. Le réseau est récursif car la sortie est réinjectée dans le modèle quand le réseau est en fonctionnement. La méthode de conception est basée sur un système d'équations différentielles du premier ordre qui est défini sur un hyper cube fermé de l'espace d'état. Les solutions se trouvent sur les limites de l'hyper cube. Ces systèmes ont la structure de base du modèle Hopfield, mais sont plus simple à comprendre et concevoir que le modèle lui-même.

Comme on peut l'observer dans la figure 2.11, les conditions initiales sont données par le vecteur p. La fonction de transfert du réseau est linéaire saturée qui pour une entrée inférieure à -1 donne -1. Si l'entrée est comprise entre -1 et +1, alors on obtient la valeur d'entrée. Pour des entrées supérieure à +1 on obtient en sortie +1.

Ce réseau peut être testé avec un ou plusieurs vecteurs d'entrée qui sont présentés comme des conditions initiales pour le réseau. Ensuite le réseau produit une sortie qui est réinjectée dans le modèle. Cette étape se répète jusqu'à ce que la sortie se stabilise et chaque vecteur de sortie converge finalement à un point d'équilibre qui est le plus proche de l'entrée qui l'a généré.



Figure 2.11 Le réseau de neurones Hopfield [Demuth, 2008]

Le réseau de neurones à compétition (figure 2.12) représente un des sujets les plus fascinants du domaine des réseaux de neurones. Ils sont capables d'apprendre à détecter des régularités et des corrélations entre leurs entrées et à adapter leurs futures réponses en conséquence [Kohonen, 1987].



Figure 2.12 Le réseau de neurones à compétition [Demuth, 2008]

La case ||ndist|| accepte le vecteur des entrées p et la matrice des poids $IW^{1,1}$ et retourne un vecteur de S^1 éléments qui représentent l'opposé de la distance entre les entrées et les vecteurs $iIW^{1,1}$ définis à partir des lignes de la matrice des poids. n^1 est calculé à partir de l'opposé de la distance entre le vecteur d'entrée p et la matrice des poids auxquels on ajoute le biais b. Si le biais est 0 alors la valeur maximale d'un neurone est 0. Ceci arrive quand le vecteur d'entrée p est égal à la matrice des poids. La

fonction de transfert *compétitive* retourne la valeur 0 pour tous les neurones sauf pour celui qui a la valeur positive la plus grande de n^1 . Dans ce cas, la sortie sera égale à 1.Si tous les biais sont 0, alors le neurone qui aura la sortie 1 sera celui qui aura le poids le plus proche de l'entrée la moins négative.



La figure 2.13 présente un récapitulatif des principales architectures neuronales.

Figure 2.13 Récapitulatif des architectures neuronales

2.3.7 L'apprentissage [Touzet]

L'apprentissage est la phase de développement d'un réseau de neurones pendant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

Il existe quatre catégories d'apprentissage:

- *a) apprentissage supervisé* : le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Ainsi le réseau va s'adapter jusqu'à ce qu'il trouve la sortie correspondante à l'entrée donnée.
- b) apprentissage par renforcement: l'apprenant reçoit un feedback de son environnement, mais il n'y a pas de présence de guide. Toutefois, on reçoit une punition si la sortie donnée n'est pas adéquate. Le renforcement est d'un certain point de vue un type d'apprentissage supervisé, car le système est capable de savoir si la réponse qu'il fournit est correcte ou non, sans connaître la bonne réponse.
- *c) apprentissage non supervisé* : les probabilités sont à la base de ce type d'apprentissage, car le réseau va s'adapter en fonction des régularités statistiques

de l'entrée et établir des catégories, en attribuant et en optimisant une valeur de qualité aux catégories reconnues.

d) apprentissage mixte : l'apprentissage se réalise à partir d'un seul exemple et reprend en fait deux autres approches puisque une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non-supervisé.

Il existe plusieurs règles d'apprentissage. Dans le paragraphe suivant on trouve une description des principales règles d'apprentissage.

Règle de Hebb

La plus ancienne règle d'apprentissage repose sur le postulat de Hebb établi à partir d'observations d'expériences de neurobiologie : si des neurones, de part et d'autre d'une synapse, sont activés de manière synchrone et répétée, la force de la connexion synaptique va aller croissant [Hebb, 1949]. Cette règle peut s'exprimer de la façon suivante :

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta y_j(t) x_i(t)$$
(2.1)

où :

 $y_i(t)$ et $x_i(t)$ sont les sorties, au temps t des neurones

i et *j* dont le poids de connexion (entre *i* et *j*) vaut $w_{ij}(t)$

 η est le coefficient d'apprentissage, où x_i est l'entrée de la synapse

La propriété la plus importante de cette règle est qu'elle exprime que l'apprentissage se fait localement, c'est-à-dire que la modification de w_{ij} ne dépend pas de l'activité des cellules *i* et *j*.

Un seul neurone entraîné par la règle de Hebb s'oriente de façon sélective (voir figure 2.14). Les points présentés sur la figure sont tirés à l'aide d'une distribution gaussienne et utilisés pour entraîner le neurone. Le vecteur de poids est initialisé à w_0 et, au cours de l'apprentissage, le vecteur évolue jusqu'à w. En fait, le vecteur w est le vecteur propre de la matrice de covariance des données qui correspond à la plus grande valeur propre [Politech Nice].



Figure 2.14 Orientation sélective d'un neurone entraîné par la règle de Hebb

Règle de correction d'erreurs

Dans le paradigme de l'apprentissage supervisé, on fournit au réseau, pour chaque entrée, la sortie désirée. Pendant le processus d'apprentissage, la sortie calculée y peut être différente de la sortie désirée d. Le principe de base de cette règle est d'utiliser l'erreur d - y pour modifier les poids des connexions et diminuer, petit à petit, l'erreur globale du système. La règle d'apprentissage du perceptron simple est basée sur cette approche. Un perceptron consiste en un unique neurone avec ses poids ajustables $w_j, j \in [1, n]$ et d'une valeur de seuil u (voir figure 2.15). Pour un vecteur de données $x = (x_1 x_2 ... x_n)^T$, le neurone reçoit en entrée la valeur.



Figure 2.15 Modèle de neurone formel, selon Mc Culloch et Pitts

La sortie du perceptron sera 1 si v > 0 et 0 sinon. L'objectif du perceptron est de séparer les données en deux classes, dont l'une sera y = 1 et l'autre y = 0. L'équation :

$$\sum_{j=1}^{n} w_j x_j = 0$$
 (2.3)

définit l'hyperplan qui sépare les deux classes. [Rosenblatt, 1949] a développé un algorithme d'apprentissage pour déterminer les poids des connexions et la valeur du seuil pour un ensemble de patrons d'entrées. À noter que le perceptron n'apprend, au sens de ``modifie ses poids'', que si $d - y \neq 0$. Rosenblatt a montré par ailleurs que si le problème était linéairement séparable, alors l'algorithme proposé convergeait en un nombre fini d'itérations, c'est ce que l'on appelle le *théorème de convergence du perceptron*. Cependant, en pratique, on ne sait pas si le problème considéré est linéairement séparable. Il existe dans la littérature [Hertz, 1991] de nombreuses variations de cet algorithme. De même qu'il est possible d'utiliser d'autres fonctions d'activation qui conduisent à d'autres caractéristiques sur l'apprentissage. Néanmoins, un perceptron monocouche ne peut discriminer des données linéairement séparables que si la fonction d'activation est monotone [Politech Nice].

Apprentissage de Boltzmann

Les machines de Boltzmann sont des réseaux symétriques récurrents dont les sommets sont des éléments binaires (+1 actif, -1 inactif). Par symétrique on entend que le poids de la connexion entre les sommets *i* et *j* est identique à celui de la connexion entre *j* et *i* (en d'autres termes $w_{i,j} = w_{j,i}$). Un sous-ensemble des cellules, appelées visibles, interagit avec l'environnement ; le reste, les cellules *cachées*, ne le faisant pas. Chaque sommet est une unité stochastique qui génère une sortie ou état en accord avec la distribution de Boltzmann en mécanique statistique. Les machines de Boltzmann opèrent en deux modes distincts : le mode *figé* (``clamped'' en anglais), dans ce cas les cellules visibles sont affectées à une valeur déterminée par l'environnement ; le mode libre évolution (``free-running'') dans lequel l'ensemble des cellules, qu'elles soient visibles ou cachées, peuvent changer d'état librement. La règle d'apprentissage est de type stochastique, elle est dérivée de la théorie de l'information et des principes de la thermodynamique [Anderson, 1988]. L'objectif de cet apprentissage est d'ajuster les poids des connexions, de sorte que l'état des cellules visibles satisfasse une distribution probabiliste souhaitée. En accord avec la règle d'apprentissage de Boltzmann, les modifications se font par :

$$\Delta w_{i,j} = \eta \left(\bar{\rho}_{ij} - \rho_{ij} \right) \tag{2.4}$$

où η est le coefficient d'apprentissage et $\bar{\rho}_{ij}$ (respectivement ρ_{ij}) sont les corrélations entre les états i et j lorsque le système est en mode figé (respectivement libreévolution). Les valeurs et $\bar{\rho}_{ij}$ et ρ_{ij} sont classiquement estimées à l'aide de la méthode de Monte-Carlo qui est extrêmement lente.

L'apprentissage de Boltzmann peut être vu comme un cas particulier d'apprentissage par correction d'erreurs dans lequel l'erreur est mesurée, non pas de façon directe, mais comme la différence entre les corrélations de sortie de deux cellules suivant qu'elles sont dans l'un des deux modes de fonctionnement du modèle [Politech Nice].

Règle d'apprentissage par compétition

À la différence de la règle de Hebb (dans laquelle plusieurs neurones peuvent être activés en sortie), cet apprentissage n'active qu'un seul neurone. On parle de ``winner-take-all'' (que l'on pourrait traduire approximativement par ``un pour tous'') : un tel phénomène a été mis en évidence dans le cas des réseaux biologiques [Haykin, 1994]. Ce type d'apprentissage regroupe les données en catégories, les patrons similaires sont rangés dans la même classe et représentés par un unique neurone, en se fondant sur les corrélations des données.

Dans un réseau à compétitions chaque cellule de sortie est connectée aux cellules d'entrée, ainsi qu'à toutes les cellules voisines de la couche de sortie (connexion inhibitrice) et à elle-même (connexion excitatrice). Le résultat de la compétition donné par le choix de la cellule i_0 ayant la plus grande (ou la plus petite) entrée, c'est-à-dire que l'on a $w_{i0}x \ge w_ix$, $\forall i$, ou $\forall i$, $||w_i - x|| \le ||w_{i0} - x||$. Ce qui, dans le cas où les vecteurs de poids sont normalisés, est équivalent. On peut mettre en jeu la règle suivante :

$$\Delta w_{i,j} = \begin{cases} \eta(x_j^k - w_{i0j}), & i = i_0 \\ 0, & i \neq i_0 \end{cases}$$
(2.5)

À noter que seules les connexions du vainqueur sont mises à jour, ce qui a pour effet de faire tendre le vecteur prototype de la catégorie gagnante vers le patron fourni en entrée. On constate que l'apprentissage ne cesse que si $\eta = 0$, une donnée pouvant activer différentes cellules de sorties à différentes itérations, d'où un problème de stabilité dans le cadre des systèmes à apprentissage.

La figure 2.16 donne une interprétation géométrique d'un apprentissage par compétitions. Dans cet exemple, nous supposons que les vecteurs à apprendre sont normalisés, ils sont représentés par des points sur les sphères. On suppose que le réseau possède trois cellules, dont les poids sont initialisés aléatoirement. La figure 2.16a (respectivement la figure 2.16b) représente leur position initiale, respectivement finale par des X. Les trois catégories naturelles des patrons ont été découvertes et les poids associés aux cellules correspondent aux barycentres des catégories.



Figure 2.16 Exemple d'apprentissage par compétition

Le tableau 2.2 est une synthèse de classification des types de réseaux de neurones, les algorithmes d'apprentissage et les domaines où les réseaux de neurones sont utilisés.

Apprentissage	Règle d'apprentissage	Architecture	Tâches
Supervisé	Correction d'erreur	Perceptron simple et multi-couches	Classification, approximation des fonctions, Prédiction, Contrôle
	Boltzman	Récurrente	Classification
	Hebb	Multi-couches non- bouclés	Analyse des données, Classification
	Par compétition	A compétition	Catégorisation au sein d'une classe
Non supervisé	Correction d'erreur	Multi-couches non- bouclés	Analyse des données
	Hebb	Non bouclé ou à compétition	Analyse des données, compression des données
	Par compétition	A compétition	Catégorisation, Compression des données
Mixte	Correction d'erreur et par compétition	Réseau de neurones à fonction radiale	Classification, Approximation des fonctions, Prédiction, Contrôle

Tableau 2.2 Synthèse de classification des réseaux de neurones

2.4 Les réseaux de neurones dans la littérature sur les piles à combustible

Les publications disponibles à l'heure actuelle sur la modélisation par réseaux de neurones considèrent principalement des paramètres qui ont une influence directe sur le comportement électrochimique de la pile à combustible.

Les réseaux de neurones mettent à la disposition des utilisateurs une large gamme d'architectures disponibles en fonction de l'application [Bhushan, 2011]. Une étude comparative entre plusieurs modèles a été publiée récemment dans Artificial Intelligence Review. Les auteurs on retenus dans leurs étude les architectures neuronale suivantes : MLP (*Multi Layer Perceptron*), Elman, NARXSP (*Nonlinear Autoregressive network with exogenous inputs*) et RBF (*radial basis function*). L'étude consiste à identifier ces réseaux et ensuite les utiliser pour le contrôle d'un servo moteur DC et le benchmark des systèmes non linéaires. Les paramètres pris en compte dans l'étude comparative sont le nombre d'itérations et le temps d'apprentissage. Les résultats ont montré que l'architecture MLP est la plus rapide en ce qui concerne le temps d'apprentissage et la convergence, et elle utilise un minimum d'itérations pour suivre la trajectoire de référence. La NARXSP donne les meilleurs résultats concernant l'erreur entre les prédictions réalisées et les mesures réelles.

Grâce à leur propriété de récurrence les réseaux de neurones dynamiques sont un outil très performant pour modéliser et contrôler le comportement des piles à combustible à partir de la connaissance de leur comportement dans le passé. Dans la référence bibliographique [Hatti, 2009], ce type d'architecture neuronale est utilisé pour estimer la tension de la pile à combustible en fonction de la densité de courant. Les résultats obtenus montrent que l'estimation de la tension est réalisée avec une bonne précision en fonction des différentes valeurs de la température.

Des prédictions sur la performance des piles à combustible de 1.2 kW commerciales développées par Ballard ont été effectuées en utilisant deux architectures neuronales différentes [Saengrung, 2007], la BP (*back-propagation*) et la RBF (*radial basis function*). Les paramètres qui influencent la performance des prédictions sont le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans chaque couche et l'erreur admissible des simulations. Les résultats des simulations obtenus montrent que les deux architectures arrivent à prédire avec succès la tension et le courant de la pile à combustible utilisant comme entrées le débit d'air et la température de la pile.

L'architecture neuronale MLP (multi layer perceptron) est utilisée pour prédire le comportement électrochimique d'une PEMFC Nuvera de 5kW [Chavez-Ramirez, 2009]. Du point de vue structurel, le modèle neuronal a 7 entrées, 2 sorties et 2 couches cachées. Les entrées concernent les paramètres suivants : le courant, le débit (H2, N2, air, eau) et la température (anode, eau). Les sorties du réseau de neurones sont la tension de la pile et la température de sortie à la cathode. Les résultats des simulations mettent en évidence que les erreurs obtenues sont inférieures à 10 % pour les

paramètres de sorties, ce qui correspond à une bonne capacité de prédiction de l'architecture neuronale choisie.

Les réseaux de neurones et les algorithmes génétiques sont utilisés dans le contrôle des systèmes PEMFC qui sont employés dans des véhicules hybrides avec d'autres systèmes comme les batteries NiMH et les convertisseurs DC/DC [Xie, 2005]. La stratégie de management de l'énergie est basée sur un réseau neuronal qui contient 3 couches cachées et qui a été optimisé par des algorithmes génétiques. Les deux approches utilisées arrivent à donner de bons résultats concernant la gestion d'énergie.

2.5 Conclusion

Comme nous l'avons vu, la technique des réseaux de neurones est un outil mathématique puissant capable de modéliser des comportements différents de la pile à combustible. Les études déjà réalisées concernent plutôt la modélisation du point de vue électrochimique de la pile à combustible, où sont observés des éléments caractéristiques du fonctionnement de la pile, comme la tension, l'intensité du courant ou la courbe de polarisation.

Cependant, les architectures neuronales disponibles à l'heure actuelle ne permettent pas d'intégrer des éléments caractéristiques des systèmes mécaniques soumis aux vibrations, comme les fréquences propres, et encore moins de réaliser une surveillance en temps réel de la pile à combustible, le premier objectif de cette thèse. Pour arriver à atteindre cet objectif, on a donc besoin de développer une structure neuronale capable de répondre à toutes nos exigences. Le chapitre 3 présente étape par étape la conception du modèle neuronal qui sera ensuite implémenté et utilisé pour la surveillance en temps réel du comportement vibratoire de la pile à combustible.

Chapitre 3

Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur

3.1 Introduction	3.4
3.2 Expression mathématique du réseau de neurones à fonction d'activation linéaire	3.5
3.3 Modélisation par réseaux de neurones de l'oscillateur harmonique classique	3.6
3.3.1 Expression mathématique de l'oscillateur harmonique classique	3.6
3.3.2 Liaison entre les deux modèles	3.7
3.3.3 Schéma du réseau de neurones pour un capteur de type accélération	3.8
3.3.4 Simulations et analyses	3.9
3.3.5 Observations	3.13

3.4 Modélisation par réseaux de neurones de l'oscillateur harmonique excité par la base	3. 13
3.4.1 Expression mathématique de l'oscillateur harmonique excité par la base	3. 13
3.4.2 Transformation pour une représentation neuronale	3.14
3.4.3 Intégration par matrice de transition d'un système différentiel invariant dans le temps	3. 16
3.4.3.1 Rappel de l'algorithme	3.16
3.4.3.2 Application au système	3.17
a. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme constante	3. 17
b. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme linéaire	3. 18
3.4.4 Réseaux de neurones	3.20
3.4.5 Résultats de simulation	3. 22
3.5 Réseau de neurones adapté aux essais vibratoires en temps réel	3.27
3.5.1 Domaine linéaire	3.27
3.5.1.1 Nécessité d'un correcteur pour l'estimation des sorties	3. 27
3.5.1.2 Description du modèle d'évolution sous forme d'état	3. 28
3.5.1.3 Transformation du modèle d'évolution	3.30
3.5.1.4 Détermination de la matrice de filtre	3.31
3.5.1.5 Equation d'évolution finale sous forme discrète	3.32
a. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme constante	3. 32
b. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme linéaire	3. 32
3.5.1.6 Réseaux de neurones	3.33
3.5.1.7 Détermination expérimentale des paramètres du modèle	3.36
3.5.1.8 Résultats	3.41
3.5.2 Domaine non linéaire	3. 43
3.5.2.1 Nécessité de l'extension du modèle neuronal linéaire dans le domaine non linéaire	3. 43

3.5.2.2 Détection des non linéarités	3. 43
3.5.2.3 Réseau de neurones non linéaire	3.45
3.5.2.4 Simulations et analyse des résultats	3. 50
3.6 Conclusion	3. 52

3.1 Introduction

Ce chapitre présente le développement étape par étape d'un réseau de neurones capable de simuler le comportement des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur. La conception de ce modèle neuronal est en liaison directe avec les objectifs de la thèse, c'est-à-dire le pilotage des essais de durabilité par une simulation de type « boîte noire » en temps réel et son exploitation en vue de la découverte des phénomènes physiques à l'intérieur de la pile à combustible.

Les deux premières parties du chapitre concernent la simulation, alors que la troisième partie constitue une approche filtrage de mesures en temps réel.

La première partie introduit la structure neuronale la plus simple : le réseau de neurones à fonction d'activation linéaire mis en œuvre pour la modélisation de l'oscillateur harmonique classique. On y retrouve sa définition, son expression « réseau de neurones », le schéma correspondant et finalement une analyse des résultats de simulation obtenus.

La deuxième partie présente les étapes de la modélisation neuronale de l'oscillateur harmonique classique excité par la base, excitation qui correspond à la pile à combustible fixée sur la plateforme vibratoire lors des essais de vibration. On présente la définition de l'oscillateur harmonique excité par la base, le modèle neuronal équivalent et les résultats de simulation.

La troisième partie est dédiée au développement du réseau de neurones adapté au filtrage en temps réel des essais vibratoires. Suivant le niveau d'accélération imposé, deux types de comportement de la pile à combustible sont considérés : le comportement linéaire et le comportement non linéaire.

Les analyses dans le domaine linéaire nous permettent de présenter des raisons pour lesquelles l'architecture neuronale doit évoluer vers une implémentation en temps réel et les étapes à suivre pour passer d'un modèle de simulation à un modèle prêt à être utilisé pour la surveillance des essais vibratoires en temps réel. Le schéma neuronal correspondant est également présenté ainsi que la détermination expérimentale des paramètres du modèle. La partie concernant le domaine linéaire se termine par une analyse des résultats obtenus.

En ce qui concerne le comportement non linéaire, les raisons pour lesquelles ce domaine doit être considéré sont explicitées avant la présentation des modalités de détection de ces non linéarités. Le réseau de neurones correspondant est également décrit et représenté graphiquement. Ce chapitre finit par une analyse des résultats de simulation obtenus.

3.2 Expression mathématique du réseau de neurones à fonction d'activation linéaire

La présentation de l'expression mathématique du réseau de neurones à fonction d'activation linéaire s'appuie sur la figure 3.1.



Figure 3.1 Réseau de neurones à fonction d'activation linéaire

Le vecteur des entrées du réseau de neurones u(n) comprend aussi bien les sollicitations U (accélérations imposées à la table vibrante ou forces appliquées à une masse) à l'instant n que les informations du passé sur les mesures Y et les sollicitations U. Exemple :

$$u(n) = \begin{bmatrix} U(n) \\ U(n-1) \\ Y(n) \\ Y(n-1) \end{bmatrix}$$
(3.1)

Le vecteur d'entrée *e* de l'ensemble des neurones de la couche cachée est une combinaison linéaire des entrées du réseau de neurones avec un biais éventuel :

$$e = W_1 u(n) + b_1$$
 (3.2)

avec W_1 la matrice des poids et b_1 le vecteur des biais.

Si on utilise une fonction d'activation linéaire la sortie des neurones est égale à l'entrée. La sortie du réseau de neurones, c'est-à-dire ici la valeur prédite des mesures de l'accéléromètre considéré est :

$$Y(n+1) = W_2 e + b_2 = W_2(W_1 u + b_1) + b_2 = W_2 W_1 u + W_2 b_1 + b_2$$
(3.3)

Ceci équivaut à un réseau de neurones avec 1 neurone dans la couche cachée :

$$Y(n+1) = Wu(n) + b$$
 (3.4)

avec *W* le vecteur ligne des poids des entrées et b le biais. Ou encore, en explicitant les entrées :

$$Y(n+1) = \sum_{i=0}^{na} a_i Y(n+1-i) + \sum_{j=1}^{nb} b_j U(n+1-j) + b$$
(3.5)

3.3 Modélisation par réseaux de neurones de l'oscillateur harmonique classique

3.3.1 Expression mathématique de l'oscillateur harmonique classique

L'oscillateur harmonique classique est constitué d'une masse et d'un ensemble ressort / amortisseur visqueux en parallèle. Cet ensemble est encastré d'un côté et relié à la masse de l'autre. Une force verticale agit sur la masse dont on s'intéresse au déplacement ou plus proche de nos préoccupations, à l'accélération (figure 3.2).

Les équations de l'oscillateur harmonique et de la mesure de l'accélération de la masse s'expriment par les équations temporelles [Gilbert, 1988] :



Figure 3.2 Oscillateur harmonique simple

$$\ddot{x} + 2\xi\omega\dot{x} + \omega^2 = \frac{U(t)}{m}$$
$$x(s) = \frac{1}{s^2 + 2\xi\omega s + \omega^2} \frac{U(s)}{m}$$
(3.6)

ou dans le plan de Laplace :

ou:

$$Y(t) = \ddot{x}(t)$$

$$Y(s) = s^{2}x(s) = \frac{s^{2}}{s^{2} + 2\xi\omega s + \omega^{2}} \frac{U(s)}{m}$$
(3.7)

Moyennant un pas d'intégration h suffisamment petit pour assurer la stabilité, sa forme discrétisée la plus simple (schéma d'EULER) s'obtient comme suit :

$$\dot{x}(n) = \frac{x(n+1) - x(n)}{h}$$

$$\ddot{x}(n) = \frac{\dot{x}(n+1) - \dot{x}(n)}{h} = \frac{x(n+1) - 2x(n) + x(n-1)}{h^2}$$
(3.8)

Si la commande U(t) est considérée comme constante pendant tout le pas d'intégration, la forme discrétisée de (3.6) est :

$$\frac{x(n+1) - 2x(n) + x(n-1)}{h^2} + 2\xi\omega \frac{x(n+1) - x(n)}{h} + \omega^2 x(n+1) = \frac{U(n)}{m}$$
(3.9)

Finalement on obtient les équations (3.10) et (3.11) équivalentes aux équations (3.6) et (3.7) :

$$x(n+1) = 2 \frac{1+h\xi\omega}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} x(n) - \frac{1}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} x(n-1) + \frac{h^2/m}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} U(n)$$
(3.10)

$$Y(n+1) = \frac{x(n+1) - 2x(n) + x(n-1)}{h^2}$$
(3.11)

3.3.2 Liaison entre les deux modèles

Si la mesure est une accélération, la deuxième forme de l'équation (3.7) peut encore s'écrire dans le domaine temporel :

$$\ddot{Y}(t) + 2\xi\omega\dot{Y}(t) + \omega^2 Y(t) = \frac{1}{m}\ddot{U}(t)$$
(3.12)

En lui appliquant le schéma d'Euler, on trouve :

$$Y(n+1) = 2 \frac{1+h\xi\omega}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} Y(n) - \frac{1}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} Y(n-1) + \frac{1/m}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} [U(n+1) - 2U(n) + U(n-1)]$$
(3.13)

En comparant les équations (3.5) et (3.13), on s'aperçoit que :

- Les modèles ne sont pas directement compatibles car la mesure de l'accélération actuelle nécessite la connaissance de la sollicitation actuelle
- Il faut trois points en ce qui concerne la sollicitation (1 dans le présent et 2 dans le passé) et deux points dans le passé en ce qui concerne les sorties

En décalant la série des sollicitations $\underline{U}(n) = U(n + 1)$ on trouve la forme canonique avec trois points dans le passé en ce qui concerne les sollicitations :

$$Y(n+1) = 2 \frac{1+h\xi\omega}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} Y(n) - \frac{1}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} Y(n-1) + \frac{1/m}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} [\underline{U}(n) - 2\underline{U}(n-1) + \underline{U}(n-2)]$$
(3.14)

3.3.3 Schéma du réseau de neurones pour un capteur de type accélération

Le schéma (3.3) correspond à l'équation (3.14) :



Figure 3.3 Représentation du réseau de neurones

Les séries de poids résultantes sont :

$$W_{1} = \begin{bmatrix} \frac{2(1+h\xi\omega)}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} & \frac{-1}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} \\ \frac{1/m}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} & \frac{-2/m}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} & \frac{1/m}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} \end{bmatrix}$$
(3.15)
$$W_{2} = [1]$$

Pour un réseau mettant en œuvre des mesures normées, généralement entre -1 et +1, on aura :

$$Y = c_v y \quad \text{et} \quad U = c_u u \tag{3.16}$$
L'équation (3.14) et les matrices des poids deviennent alors :

$$y(n+1) = 2 \frac{1+h\xi\omega}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} y(n) - \frac{1}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} y(n-1) + \frac{c_u}{c_y} \frac{1/m}{1+2h\xi\omega+h^2\omega^2} [\underline{u}(n) - 2\underline{u}(n-1) + \underline{u}(n-2)]$$
(3.17)

$$W_{1} = \begin{bmatrix} \frac{2(1+h\xi\omega)}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} & \frac{-1}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} \\ \frac{c_{u}}{c_{y}} \frac{1/m}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} & \frac{c_{u}}{c_{y}} \frac{-2/m}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} & \frac{c_{u}}{c_{y}} \frac{1/m}{1+2h\xi\omega+h^{2}\omega^{2}} \end{bmatrix} \\ W_{2} = [1]$$
(3.18)

En examinant l'expression des 5 poids W_1 , nous constatons qu'ils dépendent de 5 valeurs : les 3 paramètres mécaniques m, k et ξ , le pas de simulation h et le rapport c_u/c_y . Une analyse moins immédiate montre que les 3 derniers termes sont identiques à un facteur multiplicatif près. Nous avons donc 3 termes indépendants. Lors d'une identification des poids pour le réseau de neurones, ce dernier pourra s'adapter dans une certaine mesure à des événements non pris en compte à priori.

3.3.4 Simulations et analyses

Soit le système masse-ressort-amortisseur de la figure 3.2 avec les valeurs suivantes : $k = 10000 \frac{N}{m}$, m = 100 kg, $\xi = 0.1$. La fréquence propre est 1.6 Hz.

Les simulations sont effectuées avec SIMULINK et mettent en œuvre pour l'intégration temporelle, l'algorithme de Runge-Kutta du 4^{ème} ordre (RK4) particulièrement adapté aux systèmes mécaniques élastiques. Il permet de maitriser la précision et la stabilité en fixant un pas constant déterminé sur la base des fréquences maximales intervenant dans le système. Ici, en tenant compte de la fréquence propre du système, un pas de 0.01 s est adapté. Le système mécanique est stimulé par une sollicitation en sinus balayé de 0.1 à 6 Hz en 50 s. Comme dans la réalité le capteur de mesure est un accéléromètre, la sortie du simulateur est l'accélération de la masse. Remarquons que cette sortie n'est ni biaisée ni bruitée. Ces conditions idéales permettent de se rendre compte plus facilement de la précision du réseau de neurones seul. La figure 3.4 donne le schéma Simulink correspondant à la sollicitation choisie. La figure 3.5 montre la sollicitation et son contenu fréquentiel. Ces résultats sont considérés comme représentatifs du

comportement réel et constituent donc la référence pour la comparaison avec les résultats fournis par le réseau de neurones.

Pour construire le réseau de neurones, il faut d'abord normer les entrées et sorties à 1, ce qui fournit le rapport c_u/c_y . Les valeurs des poids W_1 correspondant à (3.18) peuvent alors être calculées. Mais attention, comme le réseau de neurones équivaut à un algorithme d'intégration temporel d'Euler, la précision du calcul des dérivées et la stabilité nécessitent un pas de calcul plus petit : h = 0.001 s.

Les résultats ci-dessous montrent bien l'importance du pas.



Figure 3.4 Schéma Simulink – sollicitation sinus balayé

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur



Figure 3.5 Sollicitation et contenu fréquentiel

La sollicitation de la figure 3.5 est ensuite aussi imposée au réseau de neurones et la prédiction de la sortie comparée aux résultats de la simulation Simulink. La figure 3.6 montre les résultats obtenus. On remarque la très bonne correspondance : l'écart quadratique moyen entre la sortie (en bleu) et la prédiction (en rouge) est de 0.00036.

Les mêmes simulations avec un pas d'échantillonnage à 0.01 s donnent de moins bons résultats comme le montrent les détails représentés figure 3.7. L'écart quadratique moyen passe de 0.00036 à 0.00270 pour le sinus balayé. Les mêmes zones détaillées ont été choisies pour les figures 3.6 et 3.7.



Figure 3.6 Résultats de simulation (vue générale et détail) pour h=0.001 s



Figure 3.7 Résultats de simulation (vue détaillée) pour h=0.01 s

3.3.5 Observations

Le réseau de neurones élaboré est très simple et fonctionne très bien mais nécessite un très petit pas de calcul. Rappelons que la raison est qu'il correspond à un schéma d'intégration de type Euler. Ce petit pas de calcul est incompatible avec les fréquences d'acquisition réelles. Il faut donc investiguer d'autres représentations neuronales vraisemblablement plus complexes mais moins exigeantes sur la finesse du pas.

Le système considéré ici est l'oscillateur harmonique amorti classique, c'est-à-dire celui d'une masse excitée par une force extérieure. Pour rencontrer les conditions de fonctionnement de la station expérimentale, il faut introduire le mouvement de bâti ou plus exactement son accélération comme sollicitation extérieure.

3.4 Modélisation par réseaux de neurones de l'oscillateur harmonique excité par la base

3.4.1 Expression mathématique de l'oscillateur harmonique excité par la base

Le système masse ressort amortisseur excité par la base est représenté dans la figure 3.8 [Lalanne, 1999], [Del Pedro, 1992].





L'équation du mouvement s'écrit :

ou

ou encore

$$m(\ddot{q} - \ddot{q}_{0}) + c(\dot{q} - \dot{q}_{0}) + k(q - q_{0}) = -m\ddot{q}_{0}$$

$$(\ddot{q} - \ddot{q}_{0}) + \frac{c}{m}(\dot{q} - \dot{q}_{0}) + \frac{k}{m}(q - q_{0}) = -\ddot{q}_{0}$$

$$(\ddot{q} - \ddot{q}_{0}) + 2\xi\omega(\dot{q} - \dot{q}_{0}) + \omega^{2}(q - q_{0}) = -\ddot{q}_{0}$$
(3.19)

où *m*, *c*, *k* représentent la masse, la raideur et l'amortissement du système. L'accélération imposée à la base (table vibrante) est $\ddot{q_0}$, tandis que l'accélération de la masse est \ddot{q} (mesure accélérométrique sur le système).

La transformée de Laplace de (3.19) donne :

$$(s^{2} + 2\xi\omega s + \omega^{2})(q - q_{0}) = -s^{2}q_{0}$$
(3.20)

où ξ est le taux d'amortissement et ω la pulsation propre du système considéré.

On pose : $\underline{q} = q - q_0$

La nouvelle variable q représente le mouvement de la masse mais dans les axes liés à la base (à la table vibrante), et (3.20) donne :

$$(s^2 + 2\xi\omega s + \omega^2)\underline{q} = -s^2q_0$$

En notant $u = \dot{q_0}$, on obtient :

$$\frac{\ddot{q}}{2} + 2\xi\omega\dot{q} + \omega^2\underline{q} = -u \tag{3.20'}$$

Les sorties s'écrivent $y = \ddot{q}$, puisque ce sont les accélérations absolues (mesurées par accéléromètre) de la masse.

L'équation d'état et les sorties peuvent maintenant s'écrire :

$$\begin{cases} \frac{\ddot{q} = -2\xi\omega\dot{q} - \omega^2 q - u}{\dot{q} = \dot{q}}, & \left[\frac{\ddot{q}}{\dot{q}}\right] = \begin{bmatrix} -2\xi\omega & -\omega^2\\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{q}\\ \dot{q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1\\ 0 \end{bmatrix} u \tag{3.21}$$

$$y = \underline{\ddot{q}} + u = -2\xi\omega\underline{\dot{q}} - \omega^2\underline{q}$$
(3.22)

Et sous forme traditionnelle :

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \tag{3.23}$$

$$y = Cx \tag{3.24}$$

3.4.2 Transformation pour une représentation neuronale

L'introduction de neurones conduit à spécifier les notations suivantes :

- *u*, l'accélération de la base du système
- *z*, la mesure accélérométrique de sortie
- *y*, l'estimation de l'accélération de sortie par réseau de neurones

Cependant les réseaux de neurones mettent en œuvre des mesures normées, généralement entre -1 et +1, on aura :

$$z = c_z Z \text{ et } u = c_u U \tag{3.25}$$

(2 2 7 7

où les valeurs de Z et U sont maintenant comprises entre -1 et +1.

Les équations (3.23) et (3.24) deviennent :

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bc_u U(t) \tag{3.26}$$

$$Y = \frac{1}{c_z} C x \tag{3.27}$$

Les équations (3.26) et (3.27) représentent le modèle de l'oscillateur harmonique respectivement la prédiction de la sortie.

Les poids *W* du réseau de neurones vont correspondre aux coefficients du système. Le système formé par les équations (3.26) et (3.27) contient les paramètres A, B et C, ce qui montre que le système est indéterminé, car 2 paramètres doivent être exprimés en fonction du troisième ou autrement dit le système présente une infinité de solutions. Ceci représente également un problème au niveau de l'apprentissage du réseau de neurones. Pour lever cette ambiguïté, on fait le changement de variable suivant afin de fixer le paramètre C à 1.

$$x = R\underline{x} \tag{3.28}$$

où R est une matrice carrée de dimension 2. Introduite dans (3.26), on trouve successivement :

$$R\underline{\dot{x}} = AR\underline{x} + Bc_u U \tag{3.29}$$

Et après multiplication par R^{-1} :

$$\dot{x} = R^{-1}ARx + R^{-1}Bc_u U \tag{3.30}$$

Et

$$Y = \frac{1}{c_z} CR \underline{x} \tag{3.31}$$

avec $\frac{1}{c_z}CR$ un vecteur ligne semblable à C.

On peut choisir *R* de façon à ce que $\frac{1}{c_z}CR = \frac{1}{c_z}[-2\xi\omega - \omega^2]R$ soit égal à [1 1]. Il suffit de prendre

$$R = -c_{z} \begin{bmatrix} 1/(2\xi\omega) & 0\\ 0 & 1/\omega^{2} \end{bmatrix}$$
(3.32)

Et évidemment :

$$R^{-1} = -\frac{1}{c_z} \begin{bmatrix} -2\xi\omega & 0\\ 0 & -\omega^2 \end{bmatrix}$$
(3.33)

Finalement le système devient :

$$\frac{\dot{x}}{Y} = \underline{A} \, \underline{x} + \underline{B} U$$

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{x}$$
avec
$$\underline{A} = R^{-1} A R, \quad A = \begin{bmatrix} -2\xi \omega & -\omega^2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad \underline{B} = R^{-1} B c_u, \quad B = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$$
(3.34)

3.4.3 Intégration par matrice de transition d'un système différentiel invariant dans le temps

3.4.3.1 Rappel de l'algorithme

Soit le système linéaire traditionnel (3.23)

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t)$$
 avec $x(t=0) = x_0$

où les éléments de A et B sont constants et donc indépendants du temps.

Connaissant *x* aux temps *n* et antérieurs, nous voulons connaitre *x* au temps *n*+1.

Pour le système libre

$$\dot{x} = Ax \text{ avec } x(t=0) = x_0$$
 (3.35)

la solution est de type

$$x(t) = \Phi(t)x_0$$
 avec $\Phi(0) = I$ (3.36)

On a donc

$$\dot{x}(t) = \frac{d\Phi(t)}{dt} x_0 = Ax = A\Phi(t) x_0, \qquad (3.37)$$

soit
$$\frac{d\Phi(t)}{dt} = A\Phi(t)$$
 avec $\Phi(0) = I$

D'où la matrice $\Phi(t)$ appelée matrice de transition du système car elle permet la transition entre x(0) et x(t).

$$\Phi(t) = e^{At} \tag{3.38}$$

On réintroduit maintenant l'excitation extérieure et le système (3.23) peut encore s'écrire successivement :

$$\dot{x}(t) - Ax(t) = Bu(t) \tag{3.39}$$

D'où

$$e^{-At}[\dot{x}(t) - Ax(t)] = e^{-At}Bu(t)$$
(3.40)

D'où encore

$$\frac{d}{dt}[e^{-At}x(t)] = e^{-At}Bu(t) \tag{3.41}$$

En intégrant de 0 à *t*, on obtient :

$$e^{-At}x(t) - e^{-A0}x(0) = \int_0^t e^{-A\tau} Bu(\tau)d\tau \quad et \quad x(t)$$

= $e^{At}x_0 + e^{At}\int_0^t e^{-A\tau} Bu(\tau)d\tau$ (3.42)

Soit finalement

$$x(t) = e^{At}x_0 + e^{At} \int_0^t e^{A(t-\tau)} Bu(\tau) d\tau$$
 (3.43)

A partir de cette formule on peut développer une formule de récurrence. En effet on peut écrire successivement :

$$x(t + \Delta t) = e^{A(t + \Delta t)} x_0 + \int_0^{t + \Delta t} e^{A(t + \Delta t - \tau)} Bu(\tau) d\tau = e^{A\Delta t} e^{At} x_0$$

+ $e^{A\Delta t} \int_0^t e^{A(t - \tau)} Bu(\tau) d\tau + \int_t^{t + \Delta t} e^{A(t + \Delta t - \tau)} Bu(\tau) d\tau$ (3.44)

$$x(t + \Delta t) = e^{A\Delta t}x(t) + \int_{t}^{t + \Delta t} e^{A(t + \Delta t - \tau)} Bu(\tau) d\tau$$
(3.45)

3.4.3.2 Application au système

Appliquée au système (3.34), l'équation (3.45) devient :

$$\underline{x}(t + \Delta t) = e^{\underline{A}\Delta t}\underline{x}(t) + \int_{t}^{t + \Delta t} e^{\underline{A}(t + \Delta t - \tau)}\underline{B}U(\tau)d\tau$$
(3.46)

a. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme constante Si $U(\tau)$ conserve une valeur constante sur $[t, t + \Delta t]$ alors :

$$\int_{t}^{t+\Delta t} e^{\underline{A}(t+\Delta t-\tau)} \underline{B} U(\tau) d\tau = \left[\int_{t}^{t+\Delta t} e^{\underline{A}(t+\Delta t-\tau)} d\tau \right] \underline{B} U(t) = \underline{A}^{-1} [e^{\underline{A}\Delta t} - I] \underline{B} U(t) \quad (3.47)$$

Finalement

$$\underline{x}(t + \Delta t) = e^{\underline{A}\Delta t}\underline{x}(t) + \underline{A}^{-1}[e^{\underline{A}\Delta t} - I]\underline{B}U(t)$$
(3.48)

Où sous forme discrète

$$\underline{x}_{n+1} = e^{\underline{A}h}\underline{x}_n + \underline{A}^{-1}[e^{\underline{A}h} - I]\underline{B}U_n$$
(3.49)

Equations finales :

Avec

$$\underline{x}_{n+1} = \hat{A}x_n + \hat{B}U_n$$

$$\hat{A} = e^{\underline{A}\,h}, \underline{A} = R^{-1}AR, A = \begin{bmatrix} -2\xi\omega & -\omega^2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\hat{B} = \underline{A}^{-1}[e^{\underline{A}\,h} - I], \underline{B} = R^{-1}Bc_u, B = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}, R = -c_z \begin{bmatrix} 1/(2\xi\omega) & 0 \\ 0 & 1/\omega^2 \end{bmatrix}$$

$$Y_{n+1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{x}_{n+1}$$
(3.50)

b. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme linéaire

Dans la formulation (3.50), la valeur de Y_{n+1} correspond à la valeur juste avant l'arrivée de la nouvelle valeur de U. Il y a donc une difficulté à attendre dans la comparaison entre la mesure et le calcul. C'est la raison pour laquelle on préférera une évolution linéaire (figure 3.9) de $U(\tau)$ sur $[t, t + \Delta t]$:



Figure 3.9 Evolution linéaire de $u(\tau)$ entre 2 échantillons

Et on obtient :

$$\int_{t}^{t+\Delta t} e^{\underline{A}(t+\Delta t-\tau)} \underline{B} U(\tau) d\tau = \left[\int_{t}^{t+\Delta t} e^{\underline{A}(t+\Delta t-\tau)} d\tau \right] \underline{B} U(t) + \left[\int_{t}^{t+\Delta t} e^{\underline{A}(t+\Delta t-\tau)} (\tau-t) d\tau \right] \underline{B} K(t)$$

$$= I_{1} \underline{B} U(t) + I_{2} \underline{B} K(t)$$
(3.52)

$$I_1 = \int_t^{t+\Delta t} e^{\underline{A}(t+\Delta t-\tau)} d\tau = \underline{A}^{-1} [e^{\underline{A}\Delta t} - I]$$
(3.53)

Ce qui est la contribution d'un $U(\tau)$ sur $[t, t + \Delta t]$.

$$I_{2} = \int_{t}^{t+\Delta t} e^{\underline{A}(t+\Delta t-\tau)}(\tau-t)d\tau = \underline{A}^{-2}(e^{\underline{A}\Delta t}-I) - \Delta t\underline{A}^{-1}e^{\underline{A}\Delta t}$$
(3.54)

On a aussi :

$$I_{2}\underline{B}K(t) = \int_{t}^{t+\Delta t} e^{\underline{A}(t+\Delta t-\tau)}(\tau-t)d\tau$$

= $\{\underline{A}^{-2}(e^{\underline{A}\Delta t}-I) - \Delta t\underline{A}^{-1}e^{\underline{A}\Delta t}\}\underline{B}\frac{U(t+\Delta t) - U(t)}{\Delta t}$ (3.55)

Finalement

$$\underline{x}(t + \Delta t) = e^{\underline{A}\Delta t} \underline{x}(t) + \underline{A}^{-1} [e^{\underline{A}\Delta t} - I] \underline{B} U(t) + \{\underline{A}^{-2} (e^{\underline{A}\Delta t} - I) - \Delta t \underline{A}^{-1} e^{\underline{A}\Delta t}\} \underline{B} \frac{U(t + \Delta t) - U(t)}{\Delta t}$$
(3.56)

Soit sous forme discrète :

$$\underline{x}_{n+1} = e^{\underline{A}h}\underline{x}_n + \underline{A}^{-1}[e^{\underline{A}h} - I]\underline{B}U_n + \{\underline{A}^{-2}(e^{\underline{A}h} - I) - \Delta t\underline{A}^{-1}e^{\underline{A}h}\}\underline{B}\frac{U_{n+1} - U_n}{h}$$
(3.57)

Après regroupement on trouve :

$$\underline{x}_{n+1} = e^{\underline{A}h}\underline{x}_n + \underline{A}^{-1}\left\{ (e^{\underline{A}h} - I)\left(I - \frac{\underline{A}^{-1}}{h}\right) + e^{\underline{A}h}\right\}\underline{B}U_n + \underline{A}^{-1}\left\{ \underline{\underline{A}^{-1}(e^{\underline{A}h} - I)}{h} - e^{\underline{A}h}\right\}\underline{B}U_{n+1}$$
(3.58)

Les relations finales sont :

$$\underline{x}_{n+1} = \hat{A}x_n + \widehat{B_1}U_n + \widehat{B_2}U_{n+1}$$

Avec

 $\widehat{B_1}$

$$\hat{A} = e^{\underline{A}h}, \underline{A} = R^{-1}AR, A = \begin{bmatrix} -2\xi\omega & -\omega^2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$= \underline{A}^{-1} \left\{ (e^{\underline{A}h} - I) \left(I - \frac{\underline{A}^{-1}}{h} \right) + e^{\underline{A}h} \right\} \underline{B}, \quad \widehat{B_2} = \underline{A}^{-1} \left\{ \underline{A}^{-1} (e^{\underline{A}h} - I) - e^{\underline{A}h} \right\} \underline{B}$$

$$(3.59)$$

$$\underline{B} = R^{-1}Bc_u, B = \begin{bmatrix} -1\\0 \end{bmatrix}, R = -c_z \begin{bmatrix} 1/(2\xi\omega) & 0\\0 & 1/\omega^2 \end{bmatrix}$$
$$Y_{n+1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{x}_{n+1}$$

3.4.4 Réseaux de neurones

Il y a en fait deux réseaux de neurones construits respectivement à partir des équations (3.50) et (3.59). Les équations (3.50) concernent une entrée considérée comme constante entre deux temps de simulation et (3.59) une entrée en évolution linéaire.

Dans les deux cas, le vecteur x_n est de dimension 2, ce qui se traduit au niveau du réseau de neurones par deux neurones dans la couche cachée. L'équation d'état, la première des équations dans chacun des groupes, représente la prédiction modale et la matrice \hat{A} est introduite comme récurrence dans le modèle par l'intermédiaire de « Delay ». Cette partie est commune aux deux modèles.

L'étage de sortie est identique également comme le sont les deuxièmes équations (équations des sorties), des groupes (3.50) et (3.59).

Ce qui différentie les deux modèles, c'est l'étage d'entrée. Dans le schéma pour une entrée constante sur un pas de simulation (figure 3.10a), une seule entrée est prévue : U(n). Dans le schéma pour une entrée linéaire sur un pas de simulation (figure 3.10b), deux entrées sont prévues : U(n+1) et U(n). Cette dernière est matérialisée par un « Delay » (D) sur U(n+1).

La figure 3.10c donne une représentation fonctionnelle unique et schématique pour les deux modèles. Rapporté au premier modèle, la première couche à gauche comprend deux neurones, ce qui implique 2 sorties pour la couche. Le bloc « w » supérieur est donc une matrice 2*1 comportant les gains $w_1(1)$ et $w_1(2)$ et le bloc « w » inférieur est une matrice 2*2 comportant les gains $w_1(3)$ à $w_1(6)$. La couche de droite comprend deux entrées (les sorties de la couche précédente) et une seule sortie. Le bloc « w » comprend donc deux gains $w_2(1)$ à $w_2(2)$ fixés à 1 et qui ne seront donc pas identifiés. Il reste donc 6 coefficients à identifier. Le modèle ne comprend pas de biais car les entrées et sorties ont été recalées à une moyenne nulle avant injection dans le modèle.

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur



Figure 3.10a Entrée constante entre 2 échantillons



Figure 3.10b Entrée linéaire entre 2 échantillons



Figure 3.10c. Schéma général

Le tableau 3.1 donne en ligne 2, les correspondances entre les poids du réseau de neurones fig. 3.10a et les formules (3.50). La ligne 3 concerne le réseau de neurones fig. 3.10b et les formules (3.59).

3.4.5 Résultats de simulation

En se basant sur (3.20'), on considère le système masse/ressort/amortisseur décrit par l'équation suivante :

$$\underline{\ddot{q}} + \frac{c}{m}\underline{\dot{q}} + \frac{k}{m}q = -u \quad \text{avec} \quad u = \ddot{q_0}, y = \underline{\ddot{q}} + u \tag{3.60}$$

et qui a les propriétés suivantes identiques à celles du §3.3.4 : coefficient d'amortissement ξ =0.1, masse *m*=100 kg, raideur *k*=10000 N/m. Il en résulte une fréquence propre $\omega/2\pi$ =1.6Hz. Comme précédemment aussi, le système est sollicité en sinus balayé entre 0.1 à 6 Hz mais par une accélération de la base de 1 m/s². La seconde forme de l'équation (3.19) a été câblée sous Simulink (figure 3.11). Le signal généré par le module « chirp » représente l'entrée *u*, c'est-à-dire l'accélération forcée de la base. L'accélération de la masse est la sortie *y*.



Figure 3.11 Schéma Simulink du système masse ressort amortisseur

Le signal de sollicitation ainsi que la réponse du système sont illustrés dans les figures 3.12 et 3.13.

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur



Le calcul direct des poids du réseau de neurones correspondant au schéma 3.10a (signal de commande considéré comme constant entre 2 points d'échantillonnage) est obtenu à l'aide du programme en annexe. La première et la deuxième ligne du tableau 3.1 rappelle les formules théoriques pour le calcul des poids avant l'identification. La quatrième ligne présente les valeurs des poids théoriques correspondants entre les différentes couches du réseau de neurones.

Ensuite ces valeurs sont utilisées comme point de départ pour l'identification du réseau de neurones. Les études précédentes ont montré que les valeurs initiales des poids jouent un rôle très important dans l'identification d'un réseau de neurones, car un point de départ aléatoire peut conduire à une longue durée de calcul. Un autre effet est celui des résultats spécifiques à une simulation. Par exemple, deux simulations réalisées dans les mêmes conditions peuvent avoir des résultats d'apprentissage différents parce que les valeurs initiales des poids sont générées par une fonction aléatoire. Pour cela, il est intéressant d'établir des relations de calcul pour les valeurs initiales des poids et ensuite les comparer à des valeurs obtenues après l'identification du réseau de neurones.

Pour la simulation utilisant les poids théoriques du réseau de neurones, on obtient un écart quadratique moyen de 0.0128. Par contre, dans le cas de la simulation où le réseau de neurones est identifié lors de l'étape d'apprentissage, on obtient un écart quadratique moyen de 0.0015, ce qui se traduit par le fait que les poids théoriques donnent une information approximative sur les valeurs des poids, cependant ces valeurs ne sont pas optimales et donc l'apprentissage vient corriger cet inconvénient. En regardant les valeurs des poids dans le tableau 3.1, on observe que la plus importante évolution se trouve au niveau de la matrice \hat{B} , représentant les poids de l'entrée et la couche cachée, où le deuxième élément passe de la valeur initiale de 0.0012 à la valeur finale de - 0.0001. On observe également que la matrice \hat{A} , représentant les poids de la boucle récursive de la couche cachée, ne présente aucun changement après l'étape d'apprentissage, ses éléments restant inchangés.

En ce qui concerne le tableau 3.2, les différences sur \hat{B} sont plus marquées. Le réseau de neurones permet en effet une adaptation plus précise à l'évolution réelle de l'entrée sur une période de simulation. Ceci est visible au niveau des matrices $\hat{B_1}$ et $\hat{B_2}$ correspondant à la connexion entrée-couche cachée. On observe également une évolution au niveau des poids de la boucle récursive de la couche cachée, la matrice \hat{A} , mais cette fois-ci la différence entre les poids théoriques et les poids identifiés est beaucoup moins importante. Comme dans le cas précédent, l'évolution des poids montre que les valeurs théoriques sont approximatives, mais ils sont un bon point de départ pour pouvoir atteindre les valeurs optimales des poids grâce à l'apprentissage. Ceci est également visible au niveau de l'écart quadratique moyen où on obtient la valeur de 0.0031 en utilisant les poids théoriques. Par contre, après l'apprentissage, l'écart quadratique moyen est de 0.0005 ce qui met en évidence l'apport de cette étape dans la conception d'un réseau de neurones.

Entrée constante entre 2 échantillons	Entrée \rightarrow couche cachée	Boucle récursive de la couche cachée	Couche cachée →couche de sortie
	$\underline{x}_{n+1} = \hat{A}x_n + \hat{B}U_n \qquad \text{avec}$		
	$\hat{B} = \underline{A}^{-1} [e^{\underline{A} \cdot h} - I] \underline{B},$ $\underline{B} = R^{-1} B c_u, B = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$ $\underline{A} = R^{-1} A R,$ $A = \begin{bmatrix} -2\xi\omega & -\omega^2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ $R = -c_u \begin{bmatrix} 1/2\xi\omega & 0 \\ 0 \end{bmatrix}$	$\hat{A} = e^{\underline{A}h}$	$Y_{n+1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{x}_{n+1}$
	$n = c_y [0 1/\omega^2]$		
	Poids théoriques		
	$\begin{bmatrix} W_1(1) \\ W_1(2) \end{bmatrix} = \hat{B} = \begin{bmatrix} 0.0049 \\ 0.0012 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} W_1(3) & W_1(4) \\ W_1(5) & W_1(6) \end{bmatrix} = \hat{A} \\ = \begin{bmatrix} 0.9753 & -0.0198 \\ 0.4942 & 0.9950 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} W_2(1) \\ W_2(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$
	A IDENTIFIER	A IDENTIFIER	A NE PAS IDENTIFIER
	Poids identifiés		
	$\begin{bmatrix} W_1(1) \\ W_1(2) \end{bmatrix} = \hat{B} = \begin{bmatrix} 0.0049 \\ -0.0001 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} W_1(3) & W_1(4) \\ W_1(5) & W_1(6) \end{bmatrix} = \hat{A}$ $= \begin{bmatrix} 0.9753 & -0.0198 \\ 0.4942 & 0.9950 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} W_2(1) \\ W_2(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur

Tableau 3.1. Entrée constante entre 2 échantillons - Poids théoriques et identifiés

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur

	Entrée → couche cachée	Boucle récursive de la couche cachée	Couche cachée →couche de sortie	
	$\underline{x}_{n+1} = \hat{A}x_n + \widehat{B_1}U_n + \widehat{B_2}U_{n+1} \text{avec}$			
Entrée linéaire entre 2 échantillons	$\widehat{B_2} = \underline{A}^{-1} \left\{ \frac{\underline{A}^{-1} (e^{\underline{A} \cdot h} - I)}{h} - e^{\underline{A} \cdot h} \right\} \underline{B}$ $\widehat{B_1} = \underline{A}^{-1} \left\{ (e^{\underline{A} \cdot h} - I) \left(I - \frac{\underline{A}^{-1}}{h} \right) + e^{\underline{A} \cdot h} \right\} \underline{B}$ $\underline{B} = R^{-1} B c_u, B = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$ $\underline{A} = R^{-1} A R, A = \begin{bmatrix} -2\xi \omega & -\omega^2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$ $R = -c_y \begin{bmatrix} 1/2\xi \omega & 0 \\ 0 & 1/\omega^2 \end{bmatrix}$	$\hat{A} = e^{\underline{A} h}$	$Y_{n+1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{x}_{n+1}$	
	Poids théoriques			
	$\begin{bmatrix} W_1(1) & W_1(2) \\ W_1(3) & W_1(4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \widehat{B_2} & \widehat{B_1} \end{bmatrix}$ $= \begin{bmatrix} -0.0024 & 0.0073 \\ -0.0008 & 0.0020 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} W_1(3) & W_1(4) \\ W_1(5) & W_1(6) \end{bmatrix}$ = \hat{A} = $\begin{bmatrix} 0.9753 & -0.0198 \\ 0.4942 & 0.9950 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} W_2(1) \\ W_2(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$	
	A identifier	A identifier	A NE PAS identifier	
	Poids identifiés			
	$\begin{bmatrix} W_1(1) & W_1(2) \\ W_1(3) & W_1(4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \widehat{B_2} & \widehat{B_1} \end{bmatrix}$ $= \begin{bmatrix} -0.0126 & 0.0173 \\ 0.0157 & -0.0070 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} W_1(3) & W_1(4) \\ W_1(5) & W_1(6) \end{bmatrix}$ = \hat{A} = $\begin{bmatrix} 0.9759 & -0.0197 \\ 0.4949 & 0.9944 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} W_2(1) \\ W_2(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$	

Tableau 3.2. Entrée linéaire entre 2 échantillons - Poids théoriques et identifiés

Concernant les résultats obtenus pour une entrée considérée comme linéaire entre 2 échantillons, la figure 3.14 montre la différence non normée entre le signal Simulink et le signal prédit par le réseau de neurones dont les poids ont été identifiés. Sachant que l'amplitude du signal Simulink est comprise entre -4 et +4 (voir figure 3.13) et que la différence de la figure 3.14 est comprise entre -0.03 et +0.03, ceci nous donne un facteur d'erreur de l'ordre 100, ou autrement dit la différence entre les deux signaux (prédiction et signal Simulink) représente 0.75 % de l'amplitude du signal.



Figure 3.14 Entrée LINEAIRE entre 2 échantillons - Différence non-normée entre le signal Simulink et le signal prédit par le réseau de neurones utilisant les poids identifiés

3.5 Réseau de neurones adapté aux essais vibratoires en temps réel

3.5.1 DOMAINE LINEAIRE

3.5.1.1 Nécessité d'un correcteur pour l'estimation des sorties

Les schémas présentés au paragraphe 3.4 sont valables en simulation. En temps réel par contre, plusieurs observations montrent que les schémas sont insuffisants :

Observation 1. L'entrée *u*, c'est-à-dire la mesure de l'excitation du bâti obtenue par un accéléromètre est forcément bruitée. La conséquence est que le bruit est traité de façon erronée comme une entrée effective.

Au niveau des essais proprement dits, le signal de commande est envoyé à un amplificateur qui excite la bobine du pot vibrant. L'accélération résultante est mesurée par un accéléromètre lié à la table vibrante et un système de régulation vise à faire correspondre l'accélération mesurée et bruitée avec l'accélération commandée. La qualité de la réalisation de la commande dépend d'un certain nombre de paramètres physiques comme la température du film d'huile sur lequel coulisse la table lors de vibrations horizontales *Observation 2.* La sortie *y*, c'est-à-dire la mesure accélérométrique liée au système mécanique testé est aussi bruitée et il faut tenir compte de ce niveau de bruit dans les décisions concernant les phénomènes qui peuvent apparaître au cours des essais.

- Il en résulte que le sinus balayé, que l'on voudrait produire pour démarrer l'identification des poids du réseau de neurones, n'est pas parfait.
- Dans le cas d'une commande nulle, le bruit sur l'accéléromètre de commande provoque un mouvement de fond non nul qui est perçu par l'accéléromètre de sortie collé sur la structure. Il mesure donc un mouvement réel mais parasite dû à ce mécanisme.
- Pour rester dans le domaine linéaire, une excitation à faible niveau est requise. Le rapport signal sur bruit est donc loin d'être optimal.

Au niveau du réseau de neurones à élaborer il en résulte que :

- Le modèle de l'oscillateur linéaire n'est peut-être pas vraiment adapté, d'où une erreur de modèle
- Les meilleurs coefficients identifiés sont entachés d'erreur et la prédiction qui en découle est forcément inexacte à ce pas d'échantillonnage, mais il y a toujours un petit décalage.
- Les valeurs accélérométriques sont supposées être prélevées aux mêmes instants, ce qui nécessite des échantillonneurs bloqueurs, ce qui n'est pas le cas du système temps réel utilisé. Il y a donc un petit décalage qui constitue aussi une erreur de modèle.

La sortie des réseaux de neurones présentés au paragraphe 3.4 peut être considérée comme un prédicteur. Il faut donc pouvoir corriger la prédiction en tenant compte des erreurs dues aux bruits des accéléromètres d'entrée et de sortie et éventuellement des erreurs de modèle, et obtenir ainsi une valeur filtrée représentant la meilleure estimation de la sortie pour les niveaux connus de bruit.

3.5.1.2 Description du modèle d'évolution sous forme d'état

La théorie du contrôle optimal, plus précisément la théorie LQG (*Linear Quadratic Gaussian*), répond au mieux à cette problématique [M'Saad, 2000], [Samson, 1983]. Elle considère des entrées aléatoires et des bruits de mesures qui peuvent ici être assimilés idéalement au bruit blanc. La théorie LQG fait intervenir deux matrices : la matrice de gain du régulateur qui rend la commande proportionnelle à l'état estimé mais qui ne nous intéresse pas ici, et la matrice de filtre F qui permet d'estimer l'état à partir des mesures données par ou plusieurs capteurs et qui peut être obtenue par considération du système représenté dans la figure 3.15 correspondant à la situation présente.



Figure 3.15 Schéma d'un système de mesure avec observateur

On remarque :

- la présence d'un observateur qui est un modèle réduit du système et qui permet d'estimer l'état du système
- *w(t)* représentant le bruit de mesure sur l'accéléromètre d'entrée (commande) et générant un signal sur l'accéléromètre de sortie (mesure sur le système mécanique à tester)
- *v(t)*, le bruit sur la mesure de l'accéléromètre de sortie

Le système s'écrit mathématiquement comme :

• modèle du système mécanique réel

$$\dot{x} = Ax + Dw(t) \tag{3.61}$$

avec

$$E\{w(t)\} = 0$$
$$E\{w(t)w(\underline{t})^{T}\} = \widetilde{W}\delta(t - \underline{t})$$

où *w* est le bruit blanc. Les conditions initiales sont nulles en régime permanent :

$$E\{x(t=0)\} = x_0 = 0$$
$$E\{x_0 x_0^T\} = 0$$

• modèle de la mesure réelle des capteurs

$$z = Mx + v(t) \tag{3.62}$$

avec

$$E\{v(t)\} = 0$$
$$E\{v(t)v(\underline{t})^{T}\} = \tilde{V}\delta(t - \underline{t})$$

où v est le bruit blanc.

• observateur de l'état :

$$\dot{x} = A\tilde{x} + F(z - M\tilde{x}) \tag{3.63}$$

La matrice de filtre est calculée en considérant que toute l'information est retirée du signal de mesure si l'innovation et l'état estimé ne sont pas corrélés. Elle est déterminée par la procédure suivante :

• calcul de X₁₁ en résolvant l'équation de Riccati

$$X_{11}A^T + AX_{11} - X_{11}M^T \tilde{V}^{-1}MX_{11} + D\tilde{W}D^T = 0$$
(3.64)

où X_{11} est la covariance de l'innovation sur l'état (différence entre l'état réel et l'état estimé).

• Calcul de *F* par :

$$F = X_{11} M^T \tilde{V}^{-1} \tag{3.65}$$

Les équations correspondant à l'oscillateur harmonique étudié ici élaborées comme suit à partir des équations (5.1) et (5.2) :

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Dw(t) \quad \text{avec} \quad A = \begin{bmatrix} -2\xi\omega & -\omega^2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$$
(3.66)

$$= Cx + v(t)$$
 avec $C = [-2\xi\omega - \omega^2]$ (3.67)

car la sortie est la mesure du capteur.

Ζ

3.5.1.3 Transformation du modèle d'évolution

Pour rester compatible avec l'élaboration du réseau de neurones au chapitre 3.4, il faut appliquer les mêmes transformations :

• Transformation par l'équation (4.6) $z = c_z Z$ et $w = c_u W$ (normes), ce qui conduit à :

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Dc_u W(t)$$

$$Z = \frac{1}{c_z} C x$$
$$\dot{\tilde{x}} = A \tilde{x} + F c_z \left(Z - \frac{1}{c_z} C \tilde{x} \right)$$

• Transformation par l'équation (4.9)

$$x = R\underline{x}$$
 avec $R = -c_y \begin{bmatrix} 1/(2\xi\omega) \\ 1/\omega^2 \end{bmatrix}$

ce qui conduit à :

$$\frac{\dot{x}}{Y} = \underline{Ax} + \underline{D}W$$

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix}\underline{x}$$
(3.68)

avec
$$\underline{A} = R^{-1}AR$$
, $A = \begin{bmatrix} -2\xi\omega & -\omega^2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$, $\underline{D} = R^{-1}Dc_u$, $D = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix}$.
 $\underline{\dot{x}} = \underline{A}\underline{\tilde{x}} + R^{-1}Fc_z \left(Z - \frac{1}{c_z}CR\underline{\tilde{x}} \right)$ d'où
 $\underline{\dot{\tilde{x}}} = \underline{Ax} + \underline{F}(Z - \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix}\underline{\tilde{x}})$ avec $\underline{F} = R^{-1}Fc_z$ (3.69)

Il est valable aussi bien pour le modèle à une entrée constante entre deux points d'échantillonnage que pour le système a entrée linéaire entre deux points d'échantillonnage.

3.5.1.4 Détermination de la matrice de filtre

A partir de la formulation (3.69), la matrice \underline{F} peut être déterminée directement par l'équation :

$$\underline{F} = X_{11} \begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} / \tilde{V} \tag{3.70}$$

Où X_{11} est obtenu en résolvant l'équation de Riccati qui a la forme suivante :

$$X_{11}\underline{A}^{T} + \underline{A}X_{11} - X_{11} \begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} \widetilde{V}^{-1} \begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} X_{11} + \begin{bmatrix} 1\\0 \end{bmatrix} \widetilde{W} \begin{bmatrix} 1\\0 \end{bmatrix} = 0.$$

Comme \tilde{V} et \tilde{W} sont des scalaires, on peut écrire :

$$X_{11}\underline{A}^{T} + \underline{A}X_{11} - \frac{X_{11} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}}{\widetilde{V}X_{11}} + \begin{bmatrix} \widetilde{W} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} = 0$$
(3.71)

3.4.1.5 Equation d'évolution finale sous forme discrète

En repartant de la formulation de l'observateur dans l'équation (3.68), on ajoute la commande <u>*B*</u>*U* déterministe de la table vibrante :

$$\underline{\dot{\tilde{x}}} = \underline{A}\underline{\tilde{x}} + \underline{B}U + \underline{F}(Z - \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix}\underline{\tilde{x}})$$

soit

$$\dot{\underline{x}} = (\underline{A} - \underline{F}[1 \quad 1])\underline{\tilde{x}} + (\underline{B}U + \underline{F}Z)$$

On remarquera que B et D sont égaux puisqu'il s'agit du même accéléromètre. Finalement, l'observateur estimant l'état et les sorties estimées s'exprime comme :

$$\frac{\dot{x}}{\dot{x}} = \underline{A}\tilde{x} + (\underline{B}U + \underline{F}Z) \quad \text{avec} \quad \tilde{A} = \underline{A} - \underline{F}[1 \quad 1]$$

$$Y = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{\tilde{x}} \quad (3.72)$$

Pour poursuivre, il faut maintenant considérer la modélisation de l'entrée entre deux points d'échantillonnage.

a. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme constante

$$\underline{\tilde{x}}_{n+1} = \hat{A}\underline{\tilde{x}}_n + (\hat{B}U_n + \hat{F}Z_n)$$

$$Y_{n+1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{\tilde{x}}_{n+1}$$
(3.73)

avec $\hat{A} = e^{\tilde{A}h}$, $\tilde{A} = \underline{A} - \underline{F}\begin{bmatrix}1 & 1\end{bmatrix}$, $\underline{A} = R^{-1}AR$, $A = \begin{bmatrix}-2\xi\omega & -\omega^2\\1 & 0\end{bmatrix}$ et pour \underline{F} voir §5.4. $\hat{B} = \underline{A}^{-1}[e^{\underline{A}h} - I]\underline{B}$, $\underline{B} = R^{-1}Bc_u$, $B = \begin{bmatrix}-1\\0\end{bmatrix}$, $\hat{F} = \underline{A}^{-1}[e^{\underline{A}h} - I]\underline{F}$.

b. Entrée entre deux points d'échantillonnage considérée comme linéaire

$$\underline{\tilde{x}}_{n+1} = \hat{A}\underline{\tilde{x}}_n + (\hat{B}_1 U_n + \hat{F}_1 Z_n) + (\hat{B}_2 U_{n+1} + \hat{F}_2 Z_{n+1})$$

$$Y_{n+1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{\tilde{x}}_{n+1}$$
(3.74)

Avec
$$\hat{A} = e^{\tilde{A}h}$$
, $\tilde{A} = \underline{A} - \underline{F}\begin{bmatrix}1 & 1\end{bmatrix}$, $\underline{A} = R^{-1}AR$, $A = \begin{bmatrix}-2\xi\omega & -\omega^2\\1 & 0\end{bmatrix}$ et pour \underline{F} voir §3.4.4.
 $\hat{B}_1 = \underline{A}^{-1}\left\{\left(e^{\underline{A}h} - I\right)\left(I - \frac{\underline{A}^{-1}}{h}\right) + e^{\underline{A}h}\right\}\underline{B}$, $\hat{B}_2 = \underline{A}^{-1}\left\{\frac{\underline{A}^{-1}(e^{\underline{A}h} - I)}{h} - e^{\underline{A}h}\right\}\underline{B}$, $\underline{B} = R^{-1}Bc_u$,
 $B = \begin{bmatrix}-1\\0\end{bmatrix}$, $\hat{F}_1 = \underline{A}^{-1}\left\{\left(e^{\underline{A}h} - I\right)\left(I - \frac{\underline{A}^{-1}}{h}\right) + e^{\underline{A}h}\right\}\underline{F}$, $\hat{F}_2 = \underline{A}^{-1}\left\{\frac{\underline{A}^{-1}(e^{\underline{A}h} - I)}{h} - e^{\underline{A}h}\right\}\underline{F}$.

3.5.1.6 Réseau de neurones

La figure 3.15 est la représentation graphique des formules 3.73 et 3.74. Le schéma 3.15a correspond au réseau de neurones où on considère l'entrée constante entre deux échantillons, tandis que le schéma 3.15b correspond au réseau de neurones où l'entrée entre deux échantillons est considérée linéaire.



b. Entrée linéaire entre deux échantillons

Figure 3.16 Réseaux de neurones temps réel pour oscillateur harmonique linéaire

Le tableau 3.3 représente de façon synthétique la correspondance entre les formules et les poids du réseau de neurones où l'entrée entre deux échantillons est considérée comme constante. Comme on peut l'observer, la première colonne du tableau 3.3 donne la correspondance formules/poids entre l'entrée et la première couche. Ensuite la deuxième couche concerne la relation formules/poids pour la boucle récurrente de la couche cachée. Pour ces deux cas, les poids doivent être identifiés. Pour finir, la troisième colonne concerne la relation formules/poids entre la couche cachée et la couche de sortie. Dans ce cas, les poids ne doivent pas être identifiés, car ils sont fixés à 1 (voir ci-dessus le développement du modèle).

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur

	Entrée → couche cachée	Boucle récursive de la couche cachée	Couche cachée →couche de sortie	
e constante entre 2 échantillons	$\underline{\tilde{x}}_{n+1} = \hat{A}\underline{\tilde{x}}_n + (\hat{B} U_n + \hat{F} Z_n) \text{avec}$			
	$\hat{B} = \underline{A}^{-1} [e^{\underline{A} h} - I] \underline{B}$			
	$F = \underline{A}^{-1}[e^{\underline{A}\cdot h} - I]\underline{F}$ $\tilde{A} = \underline{A} - \underline{F}[1 1]$			
	$\underline{A} = R^{-1}AR, A = \begin{bmatrix} -2\xi\omega & -\omega^2\\ 1 & 0 \end{bmatrix}$	$\hat{A} = e^{\tilde{A}h}$	$Y_{n+1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{\tilde{x}}_{n+1}$	
	$R = -c_y \begin{bmatrix} 1/2\xi\omega & 0\\ 0 & 1/\omega^2 \end{bmatrix}$			
	$\underline{B} = R^{-1}Bc_u, B = \begin{bmatrix} -1\\ 0 \end{bmatrix}$			
	\underline{F} = : matrice de filtre			
Entré	Coefficients			
	$\begin{bmatrix} W_1(1) & W_1(3) \\ W_1(2) & W_1(4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{B} & \hat{F} \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} W_1(9) & W_1(11) \\ W_1(10) & W_1(12) \end{bmatrix} = \hat{A}$	$\begin{bmatrix} W_2(1) \\ W_2(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$	
	A identifier <u>uniquement</u> les éléments de la colonne <i>B</i>	A identifier	A NE PAS identifier	

Tableau 3.3 Correspondance formules/poids - Entrée constante entre 2 échantillons

Le tableau 3.4 est similaire au tableau 3.3 mais l'entrée entre deux échantillons est linéaire.

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur

	Entrée \rightarrow couche cachée	Boucle récursive de la couche cachée	Couche cachée →couche de sortie	
	$\underline{\tilde{x}}_{n+1} = \hat{A}\underline{\tilde{x}}_n + (\hat{B}_1U_n + \hat{F}_1Z_n)(\hat{B}_2U_{n+1} + \hat{F}_2Z_{n+1}) \text{ avec}$			
Entrée linéaire entre 2 échantillons	$\begin{split} \hat{B}_{1} &= \underline{A}^{-1} \left\{ (e^{\underline{A}\cdot h} - I) \left(I - \frac{\underline{A}^{-1}}{h} \right) + e^{\underline{A}\cdot h} \right\} \underline{B} \\ \hat{B}_{2} &= \underline{A}^{-1} \left\{ \frac{\underline{A}^{-1} (e^{\underline{A}\cdot h} - I)}{h} - e^{\underline{A}\cdot h} \right\} \underline{B} \\ \hat{F}_{1} &= \underline{A}^{-1} \left\{ (e^{\underline{A}\cdot h} - I) \left(I - \frac{\underline{A}^{-1}}{h} \right) + e^{\underline{A}\cdot h} \right\} \underline{F} \\ \hat{F}_{2} &= \underline{A}^{-1} \left\{ \frac{\underline{A}^{-1} (e^{\underline{A}\cdot h} - I)}{h} - e^{\underline{A}\cdot h} \right\} \underline{F} \\ \tilde{A} &= \underline{A}^{-1} \left\{ \frac{\underline{A}^{-1} (e^{\underline{A}\cdot h} - I)}{h} - e^{\underline{A}\cdot h} \right\} \underline{F} \\ \tilde{A} &= \underline{A}^{-1} \left\{ \frac{\underline{A}^{-1} (e^{\underline{A}\cdot h} - I)}{h} - e^{\underline{A}\cdot h} \right\} \underline{F} \\ \tilde{A} &= \underline{A}^{-1} \left\{ \frac{\underline{A}^{-1} (e^{\underline{A}\cdot h} - I)}{h} - e^{\underline{A}\cdot h} \right\} \underline{F} \\ \tilde{A} &= R^{-1} AR, A = \begin{bmatrix} -2\xi\omega & -\omega^{2} \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \\ R &= -c_{y} \begin{bmatrix} 1/2\xi\omega & 0 \\ 0 & 1/\omega^{2} \end{bmatrix} \\ \underline{B} &= R^{-1} Bc_{u}, B = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \end{bmatrix} \\ \underline{F} &= : \text{matrice de filtre} \end{split}$	$\hat{A} = e^{\tilde{A}h}$	$Y_{n+1} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \end{bmatrix} \underline{\tilde{x}}_{n+1}$	
	Coefficients			
	$ \begin{bmatrix} W_1(1) & W_1(3) \\ W_1(2) & W_1(4) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{B}_2 & \hat{F}_2 \end{bmatrix} $ $ \begin{bmatrix} W_1(5) & W_1(7) \\ W_1(6) & W_1(8) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{B}_1 & \hat{F}_1 \end{bmatrix} $	$\begin{bmatrix} W_1(9) & W_1(11) \\ W_1(10) & W_1(12) \end{bmatrix} = \hat{A}$	$\begin{bmatrix} W_2(1) \\ W_2(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$	
	A identifier <u>uniquement</u> les éléments des colonnes \hat{B}_1 et \hat{B}_2	A identifier	A NE PAS identifier	

Tableau 3.4 Correspondance formules/poids – Entrée linéaire entre 2 échantillons

3.5.1.7 Détermination expérimentale des paramètres du modèle

Les paramètres entrant dans le modèle sont les scalaires suivants : $\omega, \xi, c_z, c_u, \tilde{V}, \tilde{W}$. Il s'agit de les évaluer pour fournir des valeurs initiales correctes pour l'apprentissage du réseau de neurones.

Paramètres mécaniques

Les considérations sur les réseaux de neurones en mécanique dynamique sont associées à l'oscillateur harmonique simple linéaire ou à un mode propre isolé d'un système mécanique plus complexe comme un système pile à combustible. Les paramètres mécaniques fondamentaux d'un mode propre sont ω , ξ , la pulsation propre et le taux d'amortissement.

Une acquisition des signaux accélérométriques liés à la commande et à la sortie lors d'une sollicitation mécanique à faible niveau (par exemple à 0.3g) en sinus balayé sur tout le domaine fréquentiel considéré permet de repérer une fréquence propre isolée. La fréquence propre est relevée et l'amortissement estimé par la méthode du facteur de qualité. Il faut souligner le fait que si un faible niveau de sollicitation rapproche le système d'un comportement linéaire, le vibrateur a beaucoup plus de difficulté à produire un sinus balayé de qualité. Il faut donc là, gérer un compromis.

Lors de la première acquisition, le pas d'échantillonnage h est choisi conformément à la plage de fréquence choisie : $h \approx \frac{Tmin}{20}$, où Tmin est la période correspondant à la fréquence maximale de sollicitation. Après sélection de la fréquence propre isolée, le pas est adapté pour diminuer la taille du vecteur de mesure et une nouvelle acquisition est lancée avec une sollicitation en sinus balayé de faible niveau autour de la fréquence propre choisie. En fin de compte, une portion des signaux autour de la fréquence propre est isolée pour l'apprentissage du réseau de neurones.

La figure 3.17 représente la réponse du système mesurée au centre de la plaque de serrage coté anode. On remarque nettement l'amplification à la fréquence propre.

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur



Figure 3.17 Réponse du système mesurée au centre de la plaque de serrage coté anode

Le spectre de la réponse du système (figure 3.19) permet d'identifier clairement la fréquence propre à 386 Hz.



Figure 3.18 Spectre de la réponse du système

Le coefficient d'amortissement ξ est calculé par l'intermédiaire de l'estimation du facteur de qualité :

$$Q = \frac{f_0}{\varDelta f_0} \tag{3.75}$$

où f_0 est la fréquence propre du système déterminée par analyse de Fourrier et Δf_0 est la largeur du domaine fréquentiel à 1/2 de l'amplitude.

La relation (3.75) peut aussi être écrite :

$$Q = \frac{1}{2\xi} \tag{3.76}$$

Pour résumer, à partir du spectre de la réponse du système, on détermine f_0 et Δf_0 , ensuite Q utilisant la relation (3.75) introduit dans (3.76) pour déterminer ξ . Après les calculs, on trouve ξ =0.03. En fait cette détermination permet d'avoir une valeur de départ sensée pour l'apprentissage ou l'identification des poids du réseau de neurones.

Coefficients de mise à échelle

Les coefficients de mise à échelle c_z , c_u permettent de normer les signaux qui vont servir à l'apprentissage. Provisoirement, ces signaux sont normés à 1. Néanmoins, il est vraisemblable que pour tenir compte de signaux plus importants, une autre norme doive être choisie. Provisoirement donc, la portion retenue de signaux est normée à 1 conformément aux équations (3.25). Les coefficients de mise à échelle sont $c_u = 0.03$ pour le signal de commande et $c_z = 0.0274$ pour la réponse du système mesurée au centre de la plaque de serrage coté anode.

Bruit des capteurs

Pour déterminer le bruit des capteurs \tilde{V} et \tilde{W} , une acquisition de leurs signaux sans excitation extérieure permet de calculer leur variance σ_w^2 et σ_z^2 . La variance équivalente du bruit blanc est reliée à la variance d'un signal au pas d'échantillonnage h par les formules :

$$\widetilde{W} = \sigma_w^2 h , \widetilde{V} = \sigma_z^2 h \tag{3.77}$$

 $\sigma_w~$ et $\sigma_z~$ sont les écarts-type des deux signaux et se calculent selon (3.78) :

$$\sigma_w = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (w_i - \bar{w})^2}$$
 et $\sigma_z = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2}$ (3.78)

où w_i et z_i sont les éléments des vecteurs w et z, \overline{w} et \overline{z} sont les moyennes.

Les figures 3.19 et 3.20 montrent le niveau de bruit sur le capteur de mesure de la commande et sur le capteur de mesure de la réponse du système. Les spectres du bruit enregistré sur les deux capteurs montrent l'existence de la fréquence de 100 Hz due à l'alimentation de la bobine (figures 3.21 et 3.22). En comparant avec les coefficients de mise à échelle donnés ci-dessus, on constate un rapport signal bruit de 15 pour la commande et de 6.85 pour le capteur de réponse. C'est assez mauvais et rend compte de la difficulté de produire de bons signaux de faible amplitude.

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur



Figure 3.19 Bruit mesuré sur le capteur de commande



Figure 3.20 Bruit mesuré sur le capteur de la réponse du système

L'analyse des signaux et les calculs donnent : $\widetilde{W} = 3.94 * 10^{-11}$, $\widetilde{V} = 3.55 * 10^{-10}$.



Figure 3.21 Spectre du bruit mesuré sur le capteur de commande



Figure 3.22 Spectre du bruit mesuré sur le capteur de la réponse du système

3.5.1.8 Résultats

Le tableau 3.5 permet de comparer poids théoriques et poids identifiés. D'abord on retrouve l'expression mathématique du réseau de neurones considérant l'entrée entre deux points d'échantillonnage linéaire ainsi que les poids correspondants. La première colonne concerne les poids entre les entrées et la couche cachée. Ensuite dans la deuxième colonne, on a les poids de la boucle récursive de la couche cachée. Finalement dans la troisième colonne, on retrouve les poids entre la couche cachée et la couche de sortie.

En ce qui concerne les valeurs des poids présentées dans le tableau 3.5, on a d'abord les valeurs de départ (théoriques) et ensuite les valeurs des poids à la fin de l'apprentissage (identifiés). L'écart quadratique moyen obtenu pour le cas où on utilise les poids théoriques est de 0.3408, alors qu'en utilisant les poids identifiés on obtient une valeur beaucoup plus intéressante de 0.0002. On observe que l'écart le plus important concerne les poids entre les entrées et la couche cachée. Ceci s'explique par le fait que même à très faible niveau d'excitation (dans ce cas 0.3g) le comportement de la pile à combustible est dans le domaine non linéaire.

La présence des non linéarités est visible aussi dans la différence entre la réponse mesurée de la pile à combustible et la prédiction réalisée par les réseaux de neurones (voir la figure 3.23). On observe que l'amplitude de cette différence est du même ordre que l'amplitude du signal mesuré (voir les figures 3.17 et 3.23).

Faisons maintenant une comparaison entre le cas où on utilise des signaux Simulink et le cas où on a des signaux mesurés. Dans le premier cas, on a un facteur de 100 entre l'amplitude de la réponse et l'amplitude de la différence entre la réponse et la prédiction du réseau de neurones. Dans le deuxième cas, les deux signaux ont le même ordre d'amplitude, d'où la déduction d'une présence des non linéarités.

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur

Entrée → couche cachée		Boucle récursive de la couche cachée	Couche cachée →couche de sortie
$\underline{\tilde{x}}_{n+1} = \hat{A}\underline{\tilde{x}}_n + (\hat{B}_1U_n + \hat{F}_1Z_n)(\hat{B}_2U_{n+1} + \hat{F}_2Z_{n+1}) \text{ avec}$			
	Coeffic	cients	
$\begin{bmatrix} W_1(1) \\ W_1(2) \end{bmatrix} = \hat{B}_2$	$\begin{bmatrix} W_1(3) \\ W_1(4) \end{bmatrix} = \hat{F}_2$	$\begin{bmatrix} W_1(9) & W_1(11) \\ W_1(10) & W_1(12) \end{bmatrix} = \hat{A}$	$\begin{bmatrix} W_2(1) \\ W_2(2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$
$\begin{bmatrix} W_1(5) \\ W_1(6) \end{bmatrix} = \hat{B}_1$	$\begin{bmatrix} W_1(7) \\ W_1(8) \end{bmatrix} = \hat{F}_1$		- 200-
A identifier	A NE PAS identifier	A identifier	A NE PAS identifier
Poids théoriques			
$\hat{B}_2 = \begin{bmatrix} -0.0072\\ -0.0197 \end{bmatrix}$ $\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 0.0218\\ \end{bmatrix}$	$\hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942\\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{F}_4 = \begin{bmatrix} 0.0586\\ 1 \end{bmatrix} * 10^{-5}$	$\hat{A} = \begin{bmatrix} 0.9568 & -0.0143 \\ 3.9620 & 0.9710 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix}$
$D_1 = \lfloor 0.0492 \rfloor$	$1^{1} = [0.1323]^{+10}$		
Poids identifiés			
$\hat{B}_{2} = \begin{bmatrix} -0.0025\\ -0.0104 \end{bmatrix}$ $\hat{B}_{1} = \begin{bmatrix} 0.0035\\ -0.0035 \end{bmatrix}$	$\hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942\\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{F}_1 = \begin{bmatrix} 0.0586\\ 0.1323 \end{bmatrix} * 10^{-5}$	$\hat{A} = \begin{bmatrix} 0.9565 & -0.0143 \\ 3.9622 & 0.9711 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix}$
	Entrée \rightarrow \hat{x} \hat{x} $\begin{bmatrix} W_{1}(1) \\ W_{1}(2) \end{bmatrix} = \hat{B}_{2}$ $\begin{bmatrix} W_{1}(5) \\ W_{1}(6) \end{bmatrix} = \hat{B}_{1}$ A identifier $\hat{B}_{2} = \begin{bmatrix} -0.0072 \\ -0.0197 \end{bmatrix}$ $\hat{B}_{1} = \begin{bmatrix} 0.0218 \\ 0.0492 \end{bmatrix}$ $\hat{B}_{2} = \begin{bmatrix} -0.0025 \\ -0.0104 \end{bmatrix}$ $\hat{B}_{1} = \begin{bmatrix} 0.0035 \\ -0.0035 \end{bmatrix}$	Entrée \rightarrow couche cachée $\frac{\tilde{x}_{n+1} = \hat{A}\tilde{x}_n + (\hat{B}_1U_n + \hat{F}_1Z)}{\tilde{x}_n + (\hat{B}_1U_n + \hat{F}_1Z)}$ Coeffie $\begin{bmatrix} W_1(1) \\ W_1(2) \end{bmatrix} = \hat{B}_2 \qquad \begin{bmatrix} W_1(3) \\ W_1(4) \end{bmatrix} = \hat{F}_2$ $\begin{bmatrix} W_1(5) \\ W_1(6) \end{bmatrix} = \hat{B}_1 \qquad \begin{bmatrix} W_1(7) \\ W_1(8) \end{bmatrix} = \hat{F}_1$ A identifier A identifier A NE PAS identifier $\hat{B}_2 = \begin{bmatrix} -0.0072 \\ -0.0197 \end{bmatrix} \qquad \hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942 \\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 0.0218 \\ 0.0492 \end{bmatrix} \qquad \hat{F}_1 = \begin{bmatrix} 0.0586 \\ 0.1323 \end{bmatrix} * 10^{-5}$ Poids id $\hat{B}_2 = \begin{bmatrix} -0.0025 \\ -0.0104 \end{bmatrix} \qquad \hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942 \\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 0.0035 \\ -0.0104 \end{bmatrix} \qquad \hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942 \\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 0.0035 \\ -0.0035 \end{bmatrix} \qquad \hat{F}_1 = \begin{bmatrix} 0.0586 \\ 0.1323 \end{bmatrix} * 10^{-5}$	Entrée > couche cachéeBoucle récursive de la couche cachée $\underline{\tilde{x}}_{n+1} = \hat{A} \underline{\tilde{x}}_n + (\hat{B}_1 U_n + \hat{F}_1 Z_n) (\hat{B}_2 U_{n+1} + \hat{F}_2 Z_{n+1})$ avec $[W_1(1)]_{W_1(2)}] = \hat{B}_2$ $[W_1(3)]_{W_1(4)}] = \hat{F}_2$ $[W_1(1)]_{W_1(6)}] = \hat{B}_1$ $[W_1(7)]_{W_1(8)}] = \hat{F}_1$ $[W_1(5)]_{W_1(6)}] = \hat{B}_1$ $[W_1(7)]_{W_1(8)}] = \hat{F}_1$ AidentifierA NE PAS identifierA identifier A NE PAS identifier $\hat{B}_2 = \begin{bmatrix} -0.0072\\ -0.0197 \end{bmatrix}$ $\hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942\\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 0.0218\\ 0.0492 \end{bmatrix}$ $\hat{F}_1 = \begin{bmatrix} 0.0586\\ 0.1323 \end{bmatrix} * 10^{-5}$ $\hat{B}_2 = \begin{bmatrix} -0.0025\\ -0.0104 \end{bmatrix}$ $\hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942\\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{B}_2 = \begin{bmatrix} -0.0025\\ -0.0104 \end{bmatrix}$ $\hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942\\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 0.0035\\ -0.0104 \end{bmatrix}$ $\hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942\\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 0.0035\\ -0.0104 \end{bmatrix}$ $\hat{F}_2 = \begin{bmatrix} -0.1942\\ -0.5287 \end{bmatrix} * 10^{-6}$ $\hat{B}_1 = \begin{bmatrix} 0.0035\\ -0.0104 \end{bmatrix}$ $\hat{F}_1 = \begin{bmatrix} 0.0586\\ 0.1323 \end{bmatrix} * 10^{-5}$

Tableau 3.5 Comparaison entre les poids théoriques et les poids identifiés



Figure. 3.23 Différence non-normée entre la réponse du système et le signal prédit par le réseau de neurones utilisant les poids identifiés

3.5.2 DOMAINE NON LINEAIRE

3.5.2.1 Nécessité de l'extension du modèle neuronal linéaire dans le domaine non linéaire

Le modèle neuronal linéaire testé pendant les essais vibratoires a montré que plus l'amplitude est importante plus la différence entre la mesure et la prédiction augmente. Ceci est dû au fait que la pile à combustible change de comportement avec l'augmentation de l'amplitude du signal de commande et intègre des phénomènes physiques pour l'instant non définis présentant des réponses non linéaires. La question qui se pose maintenant est comment concevoir un modèle neuronal capable de prédire le comportement non linéaire du système sans réaliser chaque fois des essais qui demandent beaucoup de temps et de ressources.

3.5.2.2 Détection des non linéarités

Considérons le cas de sollicitation à 5g de la pile à combustible, à température ambiante et à 0.5 bar. La réponse du système est présentée dans la figure 3.24a et 3.24b. Une première observation visuelle met en évidence le fait que les deux allers-retours ne sont pas symétriques par rapport aux axes x (figure 3.24a) et y (figure 3.24b, détail du signal).

La technique des signatures permet de mettre en évidence les particularités du comportement des systèmes en fonction des conditions d'essai. Les signatures sont des représentations graphiques (cartes) des signaux réalisées à partir des signaux enregistrés. Vicky ROUSS [Rouss, 2008 1] avait identifié deux types de cartes particulièrement intéressantes : les *recurrence plot* et les *return plot*. Les cartes *recurrence plot* mettent en évidence la périodicité d'une série temporelle et elles permettent également de détecter un comportement chaotique qui est apériodique. Les cartes *return plot* permettent de représenter l'amplitude d'un signal en fonction d'ellemême avec un certain décalage. Cette dernière méthode met bien en évidence les changements de comportement des systèmes, notamment le comportement vibratoire de la pile à combustible en fonction de l'amplitude de sollicitation, de la pression et de la température.

A l'aide des cartes *return plot* on observe que la signature du signal d'amplitude 5g (figure 3.25a) est bien différente de celle du signal de 0.3g (figure 3.25b), que l'on considère comme référence étant le niveau d'amplitude le plus bas réalisé et où on considère que le système a un comportement quasi-linéaire.

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur



b. Détail du signal

Figure 3.24. Réponse de la pile à combustible pour une sollicitation de 5g et une pression de 0.5 bar à température ambiante


a. Sollicitation de 5g



b. Sollicitation de 0.3g

Figure 3.25. Signature (return plot) de la réponse de la pile à combustible pour une pression de 0.5 bar à température ambiante

3.5.2.3 Réseau de neurones non linéaire

Dans un signal non linéaire, comme c'est le cas du signal de réponse de la pile à combustible soumise à une accélération de 5g et à une pression de 0.5 bar (voir la figure 3.24), existe une partie linéaire et une partie non linéaire qui est beaucoup plus importante que la partie linéaire. Pour construire un réseau de neurones qui prenne en compte l'aspect non linéaire on a considéré comme point de départ le réseau linéaire déjà développé auquel a été ajoutée une 3^{ième} couche à fonction de transfert tangente hyperbolique qui est capable de modéliser le comportement non linéaire. Les résultats des simulations réalisées ont montré que l'apprentissage du réseau contenant les 3 couches simultanément n'est pas la meilleure solution, car le modèle n'arrive pas à faire la distinction entre les deux parties : linéaire et non linéaire. C'est la raison pour laquelle on a décidé de séparer lors de l'apprentissage la couche linéaire de la couche non linéaire. On obtient donc un réseau de neurones dont la particularité est l'identification en deux étapes :

- a) identification de la partie linéaire
- b) identification de la partie non linéaire

Dans la figure 3.26 est présentée l'architecture générale du réseau de neurones capable de modéliser le comportement non linéaire de la pile à combustible. L'identification de la partie linéaire est réalisée à l'aide des couches 1 et 3.1 qui représentent le réseau de neurones linéaire déjà développé et qui est le point de départ dans la conception de cette nouvelle architecture.

Comme il a été démontré précédemment pendant le développement du réseau de neurones linéaire, la couche 3.1 sert uniquement à récupérer la sortie de la couche récurrente 1, ses poids étant bloqués à 1. Ceci est le véritable résultat de calcul du modèle neuronal.

Ensuite, une fois que la partie linéaire est identifiée, les poids obtenus sont sauvegardés et bloqués afin de permettre la séparation entre les deux parties (linéaire et non linéaire). L'identification de la partie non linéaire est réalisée par la couche 2 qui utilise la fonction de transfert tangente hyperbolique grâce à laquelle les non linéarités sont identifiées par le réseau de neurones. A cette couche on ajoute une couche linéaire 3.2, comme dans le cas précédent, pour récupérer le résultat du calcul.

Il faut également mentionner qu'un modèle neuronal similaire identifié en deux étapes, d'abord pour l'aspect linéaire et ensuite pour le non linéaire, n'existe pas dans la littérature spécialisée.



Figure 3.26 Architecture générale du réseau de neurones dédié à la modélisation du comportement non linéaire de la pile à combustible

Dans le paragraphe suivant, les 2 étapes seront décrites plus en détail.

a) Identification de la partie linéaire (couches 1 et 3.1)

La figure 3.27 donne le schéma détaillé de la partie linéaire du réseau. Ce schéma est le même que celui présenté dans la figure 3.16b (*Réseaux de neurones temps réel pour oscillateur harmonique linéaire – Entrée linéaire entre deux échantillons*). Ici on a opté pour une représentation plus synthétique afin d'avoir une vue d'ensemble plus claire et de mieux comprendre les différences entre les parties linéaire et non linéaire (voir figure 3.28b), comme les fonctions de transfert et les biais des couches 1 et 2.

Les entrées sont représentées par le vecteur *R* (signal de commande *u* et réponse de la pile à combustible *y*).



Figure 3.27. Représentation détaillée de la partie linéaire du réseau

La première couche est constituée de deux neurones (*S*) à fonction d'activation linéaire et une boucle récursive avec un délai. La deuxième couche est la couche de sortie qui a un neurone (voir le modèle neuronal linéaire présenté dans les paragraphes antérieurs).

La sortie de la 1ère couche $a_1(k)$ et la sortie de la 2ième couche peuvent s'écrire de façon synthétique:

$$a_1(k) = IW_{1,1} * p + LW_{1,1} * a_1(k-1) + b_1$$
(3.79)

$$a_3(k) = LW_{3,1} * a_1(k) + b_3 \tag{3.80}$$

Les signaux utilisés ici ont été enregistrés pendant l'essai où la pile à combustible a été soumise à une accélération de 5g à température ambiante, la pression interne étant de 0.5 bar.

	Entrées> C1 linéaire	C1 linéaire récursive	C1 linéaire > C3 linéaire
Poids théo- riques	$ \begin{bmatrix} -0.0060 & 0.0182 & -0.2346 * 10^{-6} & 0.0707 * 10^{-5} \\ -0.0164 & 0.0410 & -0.6386 * 10^{-6} & 0.1598 * 10^{-5} \end{bmatrix} $	$\begin{bmatrix} 0.9568 & -0.0143 \\ 3.9620 & 0.9710 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix}$
Poids identi- fiés	$ \begin{bmatrix} -1.0431 & 0.8951 & -0.2346*10^{-6} & 0.0707*10^{-5} \\ -3.4698 & -0.4190 & -0.6386*10^{-6} & 0.1598*10^{-5} \end{bmatrix} $	$\begin{bmatrix} 1.0859 & -0.0663 \\ 3.6264 & 0.5871 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix}$

Le tableau 3.6 permet de comparer poids théoriques et poids identifiés.

Tableau 3.6. Comparaison entre les poids théoriques et les poids identifiés pour l'identification de la partie linéaire

b) Identification de la partie non linéaire (couches 2 et 3.2)

Pour l'identification de la partie non linéaire, on utilise les poids qui ont été déjà identifiés lors de l'apprentissage linéaire (couches 1 et 3.1). Ces poids seront bloqués pendant l'apprentissage de la partie non linéaire, donc ils ne changeront pas de valeurs. Par contre, les poids des couches 2 et 3.2 vont rester libres pour permettre au réseau de neurones de se caler au mieux pour prendre en compte les non linéarités. Pour permettre au réseau un apprentissage optimal, un nouveau paramètre s'ajoute. Il s'agit de l'activation du biais (voir figure 3.28b) marquée par la valeur 1. Ce paramètre peut prendre des valeurs entre 0 et 1. Dans les modèles précédents, ce paramètre n'a pas été utilisé car il s'agissait du domaine linéaire.

Dans les figures 3.28a et 3.28b sont représentés le schéma général et le schéma détaillé du réseau de neurones non linéaire.



Figure 3.28a. Représentation générale du réseau de neurones non linéaire

Chapitre 3. Conception d'un réseau de neurones dédié à la simulation des systèmes mécaniques de type masse ressort amortisseur



Figure 3.28b. Représentation détaillée du réseau de neurones non linéaire

Le réseau de neurones non linéaire est constitué de deux couches : une à fonction d'activation non linéaire et l'autre à fonction d'activation linéaire. La couche non linéaire a deux neurones, une boucle récursive avec 4 délais et fonction de transfert tangente sigmoïde. Cette couche dispose également de l'activation du biais (marquée par la valeur 1) ce qui représente un paramètre supplémentaire et qui permet au réseau de neurones de mieux prendre en compte l'aspect non linéaire.

Cette structure a été trouvée en ajoutant un neurone et/ou un délai à la couche non linéaire jusqu'à ce qu'on obtienne les meilleurs résultats.

La couche linéaire est une couche classique avec un neurone avec les poids bloqués à 1, comme dans le cas précédent.

Les sorties de la deuxième respectivement de la couche 3.2 peuvent s'écrire:

$$a_{2}(k) = tanh(IW_{2,1} * p + LW_{2,2} * a_{2}(k-1) + LW_{2,2} * a_{2}(k-2) + LW_{2,2}$$
(3.81)
* $a_{2}(k-3) + LW_{2,2} * a_{2}(k-4) + b_{2}$

où
$$tanh: \mathbb{C} \setminus i\pi \left(\mathbb{Z} + \frac{1}{2}\right) \to \mathbb{C}, \quad tanh(x) = \frac{e^{2x} - 1}{e^{2x} + 1}$$
$$a_3(k) = LW_{3,2} * a_2(k) + b_3 \tag{3.82}$$

En ce qui concerne la couche non linéaire, il n'y a pas de poids imposés car le but est de laisser le réseau de neurones s'adapter tout seul au signal non linéaire imposé. Les poids de départ sont générés pas une fonction aléatoire. Le tableau 3.7 présente les poids finaux du réseau de neurones non linéaire.

	Entrées> C2 non linéaire			C2 non linéaire récursive		C2 non linéaire> C3 linéaire	
Poids de départ	PAS DE POIDS THEORIQUES DE DEPART IMPOSES						
Poids identifiés	$\Big[{}^{-0.0309}_{-0.0314}$	$0.0364 \\ -0.0360$	0.3355 0.3355	$egin{array}{c} -0.0019 \\ -0.0021 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} -0.0013 \\ -0.0012 \end{bmatrix}$	$egin{array}{c} -0.0010 \ -0.0009 \end{bmatrix}$	$[{}^{1.5200}_{1.5200}]$

Tableau 3.7 Comparaison entre les poids théoriques et les poids identifiés pour l'identification de la partie non linéaire

3.5.2.4 Simulations et analyse des résultats

La figure 3.29 montre une comparaison entre le signal mesuré à 5g, 0.3 bar à température ambiante (bleu) et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones après l'identification de la partie linéaire (conformément à la figure 3.27). On observe que le signal mesuré (bleu) contient des non linéarités dues principalement au niveau d'accélération élevé auquel la pile à combustible a été soumise lors des essais vibroclimatiques. Pour mettre en évidence l'apport du modèle neuronal non linéaire, on a réalisé une simulation utilisant l'architecture neuronale linéaire et le signal mesuré non linéaire pour l'apprentissage du réseau de neurones. Le résultat est présenté dans la figure 3.29 (signal rouge). On observe que le modèle essaye de se caler au signal d'entrée (bleu), mais le résultat obtenu n'est pas du tout satisfaisant. Ceci signifie qu'un modèle neuronal linéaire n'est pas capable de prendre en compte des non linéarités, car il ne dispose pas d'outils adaptés comme la fonction de transfert tangente hyperbolique.



Figure 3.29 Comparaison entre le signal mesuré à 5g, 0.5 bar, température ambiante (bleu) et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones après l'identification de la partie *linéaire* (conformément à la figure 3.27)

La figure 3.30 représente une comparaison entre la réponse mesurée de la pile à combustible et la prédiction du comportement, comprise entre -0.6 et 0.6, réalisée par le réseau de neurones adaptés au comportement non linéaire décrit ci-dessus. On n'observe que les deux courbes : bleue, représentant la mesure et rouge représentant la prédiction se superposent bien, ce qui veut dire que le modèle neuronal arrive à bien prendre en compte les non linéarités de la pile à combustible.

La différence entre les deux signaux est représentée dans la figure 3.31 et on observe qu'elle est comprise entre -0.01 et 0.01, ce qui représente 1.6 % de l'amplitude du signal de réponse de la pile à combustible.



Figure 3.30. Comparaison entre le signal mesuré à 5g, 0.5 bar, température ambiante (bleu) et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones après l'identification de la partie *non linéaire* (conformément à la figure 3.28b)



Figure 3.31. Différence entre le signal mesuré et la prédiction

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre a été présentée la méthodologie à suivre pour développer une architecture neuronale dédiée à la surveillance en temps réel des essais vibratoires et vibroclimatiques sur la pile à combustible. On rappelle que ce modèle a été développé pour surveiller le comportement vibratoire de la pile à combustible réalisant préalablement une identification du système à bas niveau de sollicitation (0,3g) voire mettre en évidence les phénomènes physiques à l'intérieur de la pile à combustible.

La première partie du chapitre traite de la définition du réseau de neurones le plus simple afin de montrer les éléments constituants et les caractéristiques d'une architecture neuronale.

La deuxième partie présente la modélisation par réseau de neurones de l'oscillateur harmonique classique, élément à partir duquel sera développé le raisonnement pour concevoir une architecture neuronale complexe correspondant au comportement vibratoire de la pile à combustible. Cette partie débute par la présentation de l'expression mathématique de l'oscillateur harmonique classique, représentant le système le plus simple de la mécanique vibratoire. Ensuite, est présenté le modèle correspondant développé à l'aide du schéma d'intégration Euler, qui s'avère être très précis, mais incompatible avec les fréquences d'acquisition réelles dont dispose l'équipement du laboratoire. Ceci nous conduit à chercher d'autres représentations neuronales qui soient moins exigeantes sur la finesse du pas d'échantillonnage. En plus, le système mécanique considéré ici est l'oscillateur harmonique classique, qui ne correspond pas aux essais vibratoires sur la pile à combustible, car la sollicitation de la table vibrante n'est pas prise en compte.

La troisième partie traite la modélisation par réseaux de neurones de l'oscillateur harmonique excité par la base. D'abord l'expression mathématique de ce système est rappelée afin de pouvoir passer à la représentation neuronale correspondante. L'intégration par matrice de transition est adoptée car elle permet d'utiliser un pas d'échantillonnage beaucoup moins fin et donc compatible avec les fréquences d'acquisition réelles. Deux types de réseaux en découlent: dans le premier cas l'entrée entre deux échantillons est considérée constante et dans le deuxième cas elle est considérée linéaire, ceci étant le cas correspondant à la réalité. Les résultats de simulations mettent en évidence le fait que les valeurs théoriques des poids du réseau de neurones sont des valeurs approximatives et donc non optimales. Cet inconvénient est corrigé à l'aide de l'apprentissage, ceci étant l'apport majeur des modèles type "boîte noire".

Le modèle développé dans la troisième partie fonctionne très bien en simulation, cependant il n'est pas adapté à une utilisation en temps réel. Cet aspect est traité dans la quatrième partie du chapitre où le modèle neuronal est amélioré afin qu'il puisse répondre aux exigences imposées par la surveillance en temps réel des essais vibratoires. Le problème le plus important concerne le bruit enregistré par les capteurs de commande et de réponse de la pile à combustible. Ce bruit est perçu par le modèle neuronal comme une entrée, ce qui va conduire à des prédictions fausses au niveau du comportement de la pile à combustible. Pour résoudre ce problème, le réseau de neurones est amélioré à l'aide de la théorie du contrôle optimal LQG (Linear Quadratic Gaussian). Cette méthode fait intervenir la matrice de filtre qui permet d'estimer l'état à partir des mesures données par un ou plusieurs capteurs. Comme dans le cas précédent, deux réseaux de neurones en découlent, considérant d'abord l'entrée entre deux échantillons constante et ensuite linéaire. Le modèle neuronal est ensuite testé en simulation et implémenté pour la surveillance en temps réel des essais vibratoires. Les résultats de simulations montrent encore une fois l'importance de l'apprentissage par le fait que les poids théoriques sont des valeurs approximatives et les valeurs obtenues après identification sont les valeurs optimales. Les résultats des essais viennent confirmer les résultats obtenus en simulation. De plus, ils mettent en évidence un aspect très important concernant les essais vibratoires à bas niveau d'accélération : il s'agit de la très faible présence des non linéarités à 0,3g, présence qui s'accentue au fur et à mesure que le niveau de sollicitation augmente.

L'aspect non linéaire du réseau de neurones est développé dans la dernière partie du chapitre. Le point de départ est le modèle neuronal antérieurement développé auquel on a ajouté une couche à fonction de transfert tangente hyperbolique capable de prendre en compte l'aspect non linéaire du comportement de la pile à combustible. Un nouveau paramètre appelé « biais » est ajouté à cette couche pour tenir compte de la non symétrie des signaux. En effet il s'agit de l'activation de ce paramètre qui dans les

modèles précédents était désactivée car les signaux utilisés n'étaient pas asymétriques. Les premiers résultats de simulation ont montré que l'apprentissage du réseau neuronal contenant 3 couches (2 linéaires déjà existantes et 1 non linéaire) n'est pas la meilleure solution car le modèle n'arrive pas à faire la distinction entre les deux domaines: linéaire et non linéaire. Ceci nous a conduit à séparer l'apprentissage de la partie linéaire de celui de la partie non linéaire. D'abord la partie linéaire est identifiée et ensuite ses poids sont bloqués et sauvegardés afin de séparer l'identification des deux parties. Ensuite la partie non linéaire est identifiée ce qui permet de prendre en compte les non linéarités. Les résultats de simulation ont mis en évidence l'apport important de cette démarche unique dans la littérature de spécialité, par des erreurs de modèle très faibles.

L'étape suivante est la validation expérimentale du modèle neuronal et ensuite les essais vibratoires et vibroclimatiques proprement dits sur la pile à combustible. Ceci représente le contenu du quatrième chapitre de la thèse.

Chapitre 4

Application à la pile à combustible

4.1 Introduction	4.2
4.2 Définition des essais vibratoires et vibro-climatiques	4.2
4.3 Pile à combustible. Instrumentation	4.3
4.4 Chaîne d'acquisition	4.6
4.5 Validation du système	4.8
4.6 Déroulement des essais	4.9
4.7 Essais vibratoires et vibro-climatiques pour la validation du réseau de neurones	4. 10
4.8 Récapitulatif des essais vibratoires et vibro-climatiques réalisés	4.36
4.9 Conclusion	4.41

4.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter et analyser les résultats des essais vibratoires et vibro-climatiques sur la pile à combustible dont le suivi en temps réel a été réalisé à l'aide du réseau de neurones spécialement conçu pour cette application et présenté dans le chapitre 3. Les essais vibratoires ont été définis conformément aux normes en vigueur applicables dans le domaine du transport terrestre (CEI 60068-2-6, NF EN 60068-2-53 (2010-07-01)). Les différents paliers de température utilisés lors des essais vibro-climatiques ont été choisis pour pouvoir connaître le comportement de la pile à combustible, mais également pour connaître la sensibilité du modèle neuronal développé vis-à-vis de la température interne de la pile à combustible.

Ce chapitre présente la définition des essais vibratoires et vibro-climatiques, l'instrumentation de la pile à combustible pour la mesure des accélérations, la chaîne d'acquisition utilisée pour surveiller et enregistrer les résultats de mesure, la validation du système qui nous permet de détecter l'apparition d'une panne pendant les essais. Ensuite sont présentés les essais vibratoires qui seront utilisés pour l'apprentissage du réseau de neurones et les essais vibro-climatiques qui permettent la validation de la structure neuronale. Le chapitre se finit par l'analyse des résultats obtenus.

4.2 Définition des essais vibratoires et vibro-climatiques

Les essais réalisés sur la pile à combustible Fysipac 120 cellules peuvent être regroupés en deux grandes catégories :

- a) <u>Essais vibratoires</u> ayant comme objectif la mise au point et le test du modèle neuronal conçu pour le monitoring du comportement mécanique de la pile à combustible. Les essais ont été réalisés à 0.3g, 1g, 2g, 3g, 4g, 5g et de 0.3 à 5g dans la même sollicitation ce qui correspond aux valeurs réelles d'accélération pour le transport terrestre. Le profil du signal de commande était sinusoïdal.
- b) <u>Essais vibro-climatiques</u> ayant comme objectif l'étude du comportement mécanique de la pile à combustible dans différentes conditions de température et pression soumise également aux vibrations. Les valeurs de la température présentées dans le tableau 4.1 sont les températures globales de la pile à combustible mise dans l'enceinte climatique. La pression est définie comme la différence de pression sur une alimentation remplacée par l'azote.

Le tableau 4.1 présente les types d'essais réalisés. Les essais soulignés sont détaillés cidessous. Ils ont été choisis car ils mettent très bien en évidence le comportement de la pile à combustible à faible niveau d'amplitude (0,3g) et à haut niveau d'amplitude (5g), mais également en passant de 0,3g à 5g en un seul balayage. Les paliers de température ont été choisis en concordance avec la température de fonctionnement de la pile à combustible qui est égale à 80°C. En passant par 20°C, 40°C, 60°C pour arriver à 80°C à

Accélération (g)	Température (°C)				Pression (bar)
	20	40	60	80	0,5
<u>0,3</u>	<u> </u>	<u>.</u>	<u>.</u>	<u>.</u>	<u></u>
1	©	Û	Û	Û	©
2	©	Û	©	\odot	©
3	©	Û	©	☺	©
4	©	Û	©	\odot	©
<u>5</u>	<u>.</u>	<u>.</u>	<u>.</u>	<u>.</u>	<u>©</u>
<u>De 0,3 à 5</u>	<u></u>	<u>.</u>	<u></u>	<u></u>	<u>© (0,6)</u>

différents niveaux d'accélération on peut connaître l'influence de chaque paramètre sur le comportement de la pile à combustible.

Tableau 4.1 Essais vibro-climatiques réalisés sur la pile à combustible Fysipac

4.3 Pile à combustible. Instrumentation

La pile à combustible qui a été soumise à des vibrations a les caractéristiques présentées dans le tableau 4.2 :

Nombre de cellules	120	Largeur (cm)	22
Puissance (kW)	13	Hauteur (cm)	18.60
Surface active (cm ²)	220	Section (cm2)	409.20
Masse (kg)	11.69	Volume (L)	8.39
Longueur (cm)	20.50		

Tableau 4.2 Caractéristiques de la pile à combustible

Po	sition	Nom	Sensibilité [mV/g]	
Drive	rive Semella plastique BK 4507 10		98.9	
Suivi drive	Semene plastique	BK 4507 10944	97.3	
Anode	Centre	PCB 352 A 24	101.2	
Plaque de	Tirant central	DCB 352 A 24	99.5	
serrage	supérieur	I CD 332 A 24		
Cathode	Centre	PCB 352 A 24	101.1	
Plaque de	Tirant central	DCB 252 A 24	06.1	
serrage	supérieur	F CD 332 A 24	90.1	

L'instrumentation accéléromètrique de la pile à combustible a été réalisée selon le tableau 4.3.

Tableau 4.3. Caractéristiques des capteurs utilisés pour l'instrumentation accéléromètriques de la pile à combustible

Les figures 4.1 et 4.2 montrent le positionnement des capteurs accéléromètriques du côté anode et du côté cathode de la pile à combustible. Côté anode, l'accéléromètre drive est connecté à la commande laser et réalise le pilotage du pot vibrant (figure 4.3). L'accéléromètre qui réalise la fonction suivi du drive est une copie fidèle du signal de pilotage et il sera enregistré et utilisé pour le suivi en temps réel des essais vibratoires et vibro-climatiques via le modèle neuronal présenté dans le chapitre antérieur. Il existe encore deux accéléromètres fixés au centre de la plaque de serrage et à côté du tirant supérieur central. Côté cathode (figure 4.2), on retrouve ces deux derniers accéléromètres positionnés de façon symétrique. Le positionnement des capteurs accéléromètriques a été réalisé en fonction de la surface disponible sur les plaques de serrage. Les points centraux ont été choisis pour avoir des informations sur le comportement de la pile en axe central et aussi parce que la plaque coté anode est fixe et l'autre est libre, ce qui correspond à un système masse-ressort. Il est aussi intéressant de connaître la réponse de la pile sur la surface la plus haute, mais il n'y avait pas la possibilité de fixer des accéléromètres sur cette surface à cause des colliers de fixation, donc on a choisi les points les plus proches des tirants supérieurs sur les deux plaques de serrage.



Figure 4.1 Instrumentation accélérométrique pile à combustible coté anode



Figure 4.2 Instrumentation accéléromètriques pile à combustible coté cathode

4.4 Chaîne d'acquisition

La chaîne d'acquisition représentée dans la figure 4.3 est constituée par les éléments suivants : la table vibrante, l'amplificateur, le système d'acquisition et le système de contrôle utilisé pour faire le suivi du comportement de la pile à combustible fixée sur la table vibrante. Il y a 6 accéléromètres qui enregistrent le comportement du système, 2 sur la table (drive et suivi du drive) et 4 sur la pile à combustible. Leurs caractéristiques et positionnement ont été décrits dans le paragraphe précédent. L'enregistrement du suivi de drive (commande) et de la réponse de la pile à combustible est réalisé par le système d'acquisition. Le signal de commande et la réponse enregistrée au centre de la plaque de serrage coté anode sont les entrées pour le système de contrôle. Les connexions entre ces éléments sont représentées par les lignes vertes dans le schéma 4.3. La sortie du système de contrôle (ligne rouge) est enregistrée par le système d'acquisition. Lors des essais de vibrations, le système d'acquisition permet une comparaison visuelle en temps réel entre le signal de commande, la réponse mesurée du système et la prédiction réalisée par le modèle neuronal via le système de contrôle.



Figure 4.3 Chaîne d'acquisition

Le système d'acquisition GX-1 (figure 4.4) a été utilisé pour enregistrer les données de mesure. Il permet la réalisation d'un système de collecte de données en liaison directe avec le besoin de l'utilisateur. Il contient 8 emplacements qui permettent d'enregistrer 16 canaux d'entrée. Pendant les essais, 6 canaux ont été utilisés correspondant aux signaux de commande et de réponse de la pile à combustible, mais également à la prédiction réalisée par le système de contrôle.

Le panneau avant du système est composé de (figure 4.4) :

- 1. Fente du dispositif d'enregistrement (lecteur AIT, disquette ou carte PC)
- 2. Fente de conditionneurs de signaux
- 3. Interrupteur d'alimentation
- 4. Bouton de volume
- 5. Connecteur de sortie pour permettre le monitoring temps réel
- 6. Sortie pour des écouteurs
- 7. Sortie pour un micro
- 8. Lampe d'avertissement



Figure 4.4 Le système GX-1 (le panneau avant)

Le système ADwin-GOLD est un système de mesure et contrôle temps réel très rapide qui permet une évaluation en ligne des données. Ce système fonctionne avec un ordinateur afin d'échanger des données ou de charger de nouveaux process (programmes exécutés en même temps). Les process peuvent être démarrés et arrêtés de manière indépendante. Pendant les essais 2 entrées analogiques ont été utilisées correspondant aux signaux de commande et de réponse de la pile à combustible. En sortie on utilise 3 canaux correspondant à la prédiction, à la différence entre la mesure et la prédiction et à un paramètre intermédiaire qui a le rôle d'indicateur et qui change de valeur (passe à 1) au moment où la différence entre la mesure et la prédiction dépasse un certain seuil.



Figure 4.5 Le système ADwin-GOLD (le panneau avant)

Les caractéristiques détaillées des systèmes d'acquisition et de contrôle sont présentées dans l'annexe A.

4.5 Validation du système

Avant de passer aux essais proprement dits il faut valider le système de suivi en temps réel. Pour ce faire, on va simuler une panne où l'accéléromètre qu'on surveille a une réponse subitement nulle, le but étant de vérifier si le réseau de neurones arrive à détecter cette faille. On va considérer une sollicitation sinusoïdale à 0.3 g. La réponse subitement nulle au centre de la plaque de serrage coté anode est présentée figure 4.6.



Figure 4.6 Réponse subitement nulle enregistrée sur la pile à combustible au centre de la plaque de serrage coté anode

La figure 4.7 présente la prédiction réalisée par le réseau de neurones complet avec observateur et on observe que la première partie de la réponse du modèle neuronal correspond à l'allure du signal mesuré. Ensuite la deuxième partie présente une diminution en amplitude jusqu'au niveau zéro ce qui est dû à la présence de la panne du système. En effet, une partie de la différence entre le signal simulé et le signal mesuré est considérée comme du bruit de mesure. Ceci met en évidence le fait que le modèle neuronal est capable de détecter une panne du système correspondant, dans le cas présent, à l'absence du signal mesuré sur la pile à combustible.



Figure 4.7 Prédiction par réseau de neurones de la réponse du système

4.6 Déroulement des essais

La campagne d'essais a débuté par les essais vibratoires à différents niveaux d'accélération de 0.3g à 5g. L'objectif de ces essais était la mise au point et le test du modèle neuronal conçu pour le suivi du comportement mécanique de la pile à combustible. La sollicitation sinusoïdale a été choisie pour servir à l'identification du spectre fréquentiel de la pile à combustible en balayant la plage entre 6 et 2000 Hz (aller fréquences croissantes + retour fréquences décroissantes). La fréquence propre de 386 Hz a été retenue car elle était bien distincte des autres fréquences présentes dans le spectre de la pile à combustible. Les signaux enregistrés autour de cette fréquence ont été ensuite utilisés pour l'identification du réseau de neurones qui servira pour la détection du changement de comportement mécanique de la pile à combustible dans différentes conditions vibratoires et climatiques. La validation du réseau de neurones a été réalisée dans la deuxième partie de la campagne d'essais, dans la plage fréquentielle comprise entre 375 et 390 Hz autour de la fréquence propre identifiée. La fréquence d'échantillonnage utilisée était de 10 000 Hz (voir chapitre 3) et les essais ont été réalisés avec la vitesse de balayage de 1 octave/min.

4.7 Essais vibratoires et vibro-climatiques pour la validation du réseau de neurones

a) 20°C, 0.3g, 0 bar

Les essais de validation du réseau de neurones ont débuté par établir le niveau de la différence entre la réponse mesurée de la pile à combustible et la prédiction réalisée par le modèle neuronal pour l'amplitude de 0.3g à température ambiante. La figure 4.8 présente une comparaison entre le signal mesuré et la prédiction réalisée par le modèle neuronal.



Figure 4.8 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 20°C, 0.3g

Les figures 4.9 et 4.10 présentent respectivement la différence entre la mesure et la prédiction, et la signature de la pile à combustible qui est une représentation du signal mesuré en fonction de lui-même mais avec un point de décalage [Kaplan, 1995].



Figure 4.9 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 20°C, 0.3g



Figure 4.10 Signature de la pile à combustible à 20°C, 0.3g

L'amplitude de la différence entre la mesure et la prédiction atteint la valeur maximale de 0.008. Par rapport à l'amplitude de la réponse mesurée sur la pile à combustible qui est de 0.03, la valeur de la différence représente 26%, ce qui est dû à la présence des non linéarités même à ce faible niveau de sollicitation.

Les essais vibro-climatiques ont été réalisés à plusieurs niveaux d'accélération dans différentes conditions climatiques, comme le montre le tableau 4.1. Les résultats les plus représentatifs qui seront présentés concernent les niveaux d'accélération de 0.3g et 5g et de 0.3g à 5g dans un seul signal de commande à différents paliers de température et de pression.

b) 20°C, 0.3g, 0.5 bar

La figure 4.11 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.10 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 26 % de l'amplitude du signal mesuré comme dans le cas précédent. Deux explications sont possibles : la pression n'a aucune influence sur le comportement de la pile à combustible ou le réseau de neurones ne peut pas voir la différence de comportement. Dans la figure 4.13 on a la signature du comportement de la pile à combustible qui a une forme elliptique, ce qui correspond au gonflement de la pile à combustible, donc à une rigidification du système.

Les figures 4.8 et 4.11 mettent très bien en évidence l'influence de la pression sur le comportement de la pile à combustible à bas niveau d'accélération. La première observation concerne l'amplitude des réponses : dans la figure 4.8 on a une valeur maximale de 0.3 tandis que dans la figure 4.11 la valeur maximale est égale à 0.015, donc la moitié par rapport au cas précédent. L'influence de la pression est également visible sur l'allure des signaux. Dans le premier cas où la pile à combustible n'est pas mise sous pression, la réponse présente quatre points maximaux correspondant à chaque passage sur la fréquence propre de la pile à combustible entre lesquels il y a une partie lisse. Par contre, quand la pile à combustible est mise sous pression, la réponse présente les quatre points maximaux moins bien définis entre lesquels il y a une partie irrégulière.



Figure 4.11 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 20°C, 0.3g, 0.5 bar



Figure 4.12 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 20°C, 0.3g, 0.5 bar



Figure 4.13 Signature de la pile à combustible à 20°C, 0.3g, 0.5 bar

c) 20°C, 5g, 0.5 bar

La figure 4.14 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.15 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 66% de l'amplitude du signal mesuré, ce qui met bien en évidence l'influence des non linéarités qui s'accentue avec le niveau d'accélération imposé. Ceci est confirmé par la figure 4.16, signature du comportement de la pile à combustible qui a une forme bien distincte du cas précédent. On remarque également le comportement non symétrique vraisemblablement dû aux phénomènes de contact mécanique entre éléments de cellules.



Figure 4.14 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 20°C 5g, et 0.5 bar



Figure 4.15 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 20°C, 5g et 0.5 bar



Figure 4.16 Signature de la pile à combustible à 20°C, 5g, 0.5 bar

d) 20°C, 0.3 à 5g, 0.5 bar

La figure 4.17 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.18 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 30% de l'amplitude du signal mesuré, ce qui met bien en évidence l'influence du balayage de la plage comprise entre 0.3g et 5g. Dans la figure 4.19 on a la signature du comportement de la pile à combustible où on retrouve la partie de l'allure de la signature précédente correspondante au niveau d'accélération de 5g.



Figure 4.17 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 20°C de 0.3 à 5g, et 0.5 bar



Figure 4.18 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 20° C, de 0.3 à 5g et 0.5 bar



Figure 4.19. Signature de la pile à combustible à 20°C, de 0.3 à 5g, 0.5 bar

e) 40°C, 0.3g, 0.5 bar

La figure 4.20 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.21 on observe que la différence entre les deux signaux ne représente plus que 10% de l'amplitude du signal mesuré. Cela signifie que le comportement réel se rapproche plus du comportement simulé linéaire. La signature caractéristique du comportement de la pile à combustible est présentée dans la figure 4.22 où on remarque une similitude avec la signature du comportement linéaire présentée dans la figure 4.10.



Figure 4.20 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 40°C 0.3g, et 0.5 bar



Figure 4.21 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 40°C, 0.3g et 0.5 bar



Figure 4.22. Signature de la pile à combustible à 40°C, 0.3 g, 0.5 bar

f) 40°C, 5g, 0.5 bar

La figure 4.23 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.24 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 30% de l'amplitude du signal mesuré alors qu'à 20°C, elle était de 66%. Cela confirme le comportement plus linéaire avec une température qui augmente. Dans la figure 4.25 on a la signature du comportement de la pile à combustible qui présente une forme particulière par rapport aux signatures antérieures.



Figure 4.23 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 40°C, 5g, et 0.5 bar



Figure 4.24 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 40°C, 5g et 0.5 bar



Figure 4.25. Signature de la pile à combustible à 40°C, 5 g, 0.5 bar

g) 40°C, 0.3 à 5g, 0.5 bar

La figure 4.26 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.27 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 40% de l'amplitude du signal mesuré ce qui met en évidence la présence des non linéarités. Dans la figure 4.28 on a la signature du comportement de la pile à combustible qui présente une forme particulière marquée par un manque de symétrie dû aux phénomènes mécaniques de contact entre les éléments de la pile à combustible.



Figure 4.26 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 40°C de 0.3 à 5g et 0.5 bar



Figure 4.27 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 40°C, de 0.3 à 5g et 0.5 bar



Figure 4.28. Signature de la pile à combustible à 40°C, de 0.3 à 5g, 0.5 bar

h) 60°C, 0.3g, 0.5 bar

La figure 4.29 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.30 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 15% de l'amplitude du signal mesuré. Dans la figure 4.31 on a la signature du comportement de la pile à combustible qui ressemble à la signature de la pile à combustible soumise à 40 °C, 0.3g et 0.5 bar (figure 4.22.) et également à la signature correspondant au comportement linéaire (figure 4.10).



Figure 4.29 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 60°C, 0.3g, 0.5 bar



Figure 4.30 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 60°C, 0.3g et 0.5 bar



Figure 4.31. Signature de la pile à combustible à 60°C, 0.3g, 0.5 bar
i) 60°C, 5g, 0.5 bar

La figure 4.32 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.33 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 30% de l'amplitude du signal mesuré. Dans la figure 4.34 on a la signature de la pile à combustible qui est similaire aux signatures précédentes correspondant aux essais à 5g mettant en évidence le comportement non linéaire à haut niveau d'accélération de la pile à combustible.



Figure 4.32 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 60°C à 5g, et 0.5 bar



Figure 4.33 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 60°C, 5g et 0.5 bar



Figure 4.34 Signature de la pile à combustible à 60°C, 5g, 0.5 bar

j) 60°C, 0.3 à 5g, 0.5 bar

La figure 4.35 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.36 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 30% de l'amplitude du signal mesuré et deux allures distinctes de la différence entre les deux signaux pour deux balayages successifs ce qui exprime la présence du comportement de la pile à combustible dans le domaine non linéaire. Dans la figure 4.37 on a la signature de la pile à combustible, qui présente une allure particulière et également un manque de symétrie par rapport aux cas précédents, éléments caractéristiques au domaine non linéaire.



Figure 4.35 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 60°C de 0.3 à 5g, et 0.5 bar



Figure 4.36 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 60° C, de 0.3 à 5g et 0.5 bar



Figure 4.37 Signature de la pile à combustible à 60°C, de 0.3 à 5g, 0.5 bar

k) 80°C, 0.3g, 0.6 bar

La figure 4.38 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.39 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 15% de l'amplitude du signal mesuré. Dans la figure 4.40 on a la signature de la pile à combustible où on retrouve la même allure que dans les cas 40°C, 0.3g, 0.6 bar (figure 4.22) et 60°C, 0.3g, 0.6 bar (figure 4.31) correspondant au domaine linéaire. La température de 80 °C a influencé la pression intérieure de la pile à combustible qui a passé de 0.5 bar à 0.6 bar.



Figure 4.38 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 80°C à 0.3g, et 0.6 bar



Figure 4.39 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 80°C, à 0.3g et 0.6 bar



Figure 4.40 Signature de la pile à combustible à 80°C, à 0.3 g, 0.6 bar

l) 80°C, 5g, 0.6 bar

La figure 4.41 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.42 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 30% de l'amplitude du signal mesuré correspondant à la présence des non linéarités à haut niveau de sollicitation. Dans la figure 4.43 on a la signature de la pile à combustible similaire aux signatures précédentes pour les essais à 5g. On remarque la forme asymétrique de la signature due aux phénomènes de contact entre les éléments de la pile à combustible pendant les essais vibro-climatiques.



Figure 4.41 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 80°C à 5g, et 0.6 bar



Figure 4.42 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 80°C, à 5g et 0.6 bar



Figure 4.43 Signature de la pile à combustible à 80°C, à 5 g, 0.6 bar

m) 80°C, 0.3 à 5g, 0.6 bar

La figure 4.44 est une comparaison entre le signal mesuré (bleu) sur la pile à combustible et le signal prédit (rouge) par le réseau de neurones. Dans la figure 4.45 on observe la différence entre les deux signaux qui représente 30% de l'amplitude du signal mesuré et également deux allures différentes entre deux balayages successifs ce qui met en évidence le comportement non linéaire de la pile à combustible. Dans la figure 4.46 on a la signature de la pile à combustible similaire aux essais précédents présentant une allure asymétrique correspondant au comportement non linéaire de la pile à combustible.



Figure 4.44 Comparaison entre le signal mesuré (bleu) et le signal prédit (rouge) à 80°C de 0.3 à 5g, et 0.6 bar



Figure 4.45 Différence entre le signal mesuré et le signal prédit à 80° C, de 0.3 à 5g et 0.6 bar



Figure 4.46 Signature de la pile à combustible à 80°C, de 0.3 à 5 g, 0.6 bar



La figure 4.47 représente le paramètre *E* (le rapport entre la différence de l'amplitude du signal mesuré et celle du signal prédit par le réseau de neurones et l'amplitude du signal mesuré multiplié par 100) pour chaque palier de température étudié et pour les niveaux d'accélération suivants : 0.3g, 5g et de 0.3 à 5g.



Figure 4.47 Paramètre *E* en fonction de la température de pile à combustible pour les essais vibro-climatiques à 0.3g, 5g et de 0.3 à 5g

On obtient la plus mauvaise prédiction lors de l'essai à 20°C, 5g et la pile mise sous pression. Ceci s'explique par l'influence des non linéarités qui s'accentue avec le niveau d'accélération imposé.

Les tableaux 4.4, 4.5 et 4.6 résument les résultats des essais vibratoires et vibroclimatiques réalisés à 0.3g, 5g et de 0.3g à 5g dans une seule sollicitation. Dans tous les tableaux on retrouve le paramètre *E*. Chacun des tableaux présente les signatures en mode « return plot » des essais en fonction de la température sur les paliers suivants : 20° C, 40° C, 60° C et 80° C.

Dans le tableau 4.4 on observe que pour les essais à 0.3g à $20^{\circ}C$ la présence de la pression à l'intérieur de la pile à combustible n'influence pas le paramètre *E*. Par contre au niveau des signatures on observe une légère différence entre l'essai à 0 bar et les essais à 0.5 bar à différents niveaux de température où les signatures semblent prendre une forme elliptique avec la présence de la pression de 0.5 bar et de la température.

En ce qui concerne les essais à 40°C, 60°C et 80°C on observe que le paramètre *E* a des valeurs autour de 10-15 % et les signatures sont quasiment identiques. Ceci peut s'expliquer par le fait que la montée en température détermine une dilatation interne de la pile à combustible ce qui signifie moins de jeu entre les pièces mécaniques en contact.



E =Amplitude mesure-prédiction / Amplitude mesure * 100 [%] (4.1)



Tableau 4.4 Récapitulatif des essais à 0.3g

Le tableau 4.5 présente les résultats des essais à 5g. Dans ce cas, on obtient la plus grande valeur du paramètre *E* de 66% à 20 °C. Ensuite l'augmentation de la température influence le comportement de la pile à combustible et donc on enregistre une stabilité du paramètre *E* qui prend la valeur de 30 %, pour les mêmes raisons que dans le cas précédent.

Au niveau de signatures, on observe un élargissement de l'allure des signatures au fur et à mesure que la température augmente, en passant de 20°C à 80°C.

Dans le tableau 4.6, on présente les résultats des essais de 0.3 à 5g dans la même sollicitation. Ici on obtient pour le paramètre E des valeurs constantes autour de 30-40%. Par rapport aux cas précédents, on observe des signatures légèrement différentes pour chacun des paliers de température mais elles présentent une forme générale similaire. Ainsi on remarque une évolution du comportement de la pile à combustible en fonction de la température ce qui met en évidence la présence de différentes contraintes internes.



Tableau 4.5 Récapitulatif des essais à 5g



Tableau 4.6 Récapitulatif des essais de 0.3 à 5g

4.9 Conclusion

Les essais réalisés mettent en évidence :

- A 0.3g, 0.5 bar et à température ambiante l'amplitude de la différence entre la mesure et la prédiction représente 26 % de l'amplitude du signal mesuré. Par contre, sur les autres paliers de température (40°C, 60°C, 80°C) le même rapport a des valeurs comprises entre 10-15%. Cette variation montre l'influence de la température à bas niveau d'accélération sur le comportement de la pile à combustible mise sous pression.
- A haut niveau d'accélération, 5g, à température ambiante et la pile à combustible mise sous pression à 0.5 bar le paramètre *E* est 66 %, le maximum enregistré pendant la campagne d'essais.
- A 5g, 0.5 bar et à 40°C, 60°C et 80°C l'amplitude de la différence entre la mesure et la prédiction représente 30 % de l'amplitude du signal mesuré.
- En ce qui concerne les signatures, à bas niveau d'accélération on observe une similitude entre celles-ci sur les différents paliers de température montrant le comportement dans le domaine linéaire. Par contre, à haut niveau d'accélération et en balayage de 0.3 à 5g les signatures sont distinctes présentant des allures spécifiques ce qui met en évidence le comportement non linéaire de la pile à combustible.
- Concernant la pression, la présence ou l'absence de celle-ci n'influence pas le rapport entre l'amplitude de la différence entre la mesure et la prédiction et l'amplitude du signal mesuré qui reste à 26%.

En conclusion de ce chapitre, on peut dire que le modèle neuronal développé arrive à détecter les changements de comportement de la pile à combustible en fonction des conditions d'essais qui se réfèrent à la température et au niveau d'accélération auxquels elle a été soumise. En ce qui concerne la pression, on observe une différence de comportement entre les figures 4.8 et 4.11 due à la présence de la pression. Cependant, les valeurs du paramètre *E* sont égales, ce qui peut s'expliquer par le fait que le capteur accéléromètrique surveillé ne détecte pas la présence de la pression, mais il est possible qu'un autre capteur puisse voir cette variation de pression.

Toute valeur du paramètre E différente de celle où on utilise des signaux Simulink se traduit par la présence de non linéarités, qui apparaissent même à bas niveau de sollicitation vibratoire. Les non linéarités deviennent plus importantes avec l'augmentation du niveau d'excitation de la pile à combustible.

Conclusion générale et perspectives

La recherche réalisée dans le cadre de cette thèse concerne l'optimisation par modélisation du comportement vibratoire de la pile à combustible. Deux aspects ont notamment été développés : premièrement, le pilotage des essais de durabilité par une simulation type "boîte noire" temps réel et deuxièmement son exploitation en vue de la mise en évidence d'une évolution physique à l'intérieur de la pile à combustible en fonction de paramètres environnementaux tels que la température voire la pression.

Pour atteindre le premier objectif nous avons considéré comme point de départ les travaux de thèse de Vicky Rouss [Rouss, 2008 1] qui avait choisi une architecture neuronale capable de représenter la dynamique des systèmes en général, mais que nous avons montré être non optimisée pour nos systèmes mécaniques complexes. La conception de l'architecture neuronale optimale dédiée à la surveillance des essais de durabilité a été menée en plusieurs étapes. La première concerne la modélisation par réseaux de neurones de l'oscillateur harmonique classique représentant le système mécanique le plus simple. Le modèle obtenu à l'aide du schéma d'intégration d'Euler s'est avéré très précis, mais incompatible avec les fréquences d'acquisition usuelles pour l'expérimentation vibratoire. L'étape suivante a consisté en la modélisation par réseaux de neurones de l'oscillateur harmonique excité par la base où la méthode d'intégration par matrice de transition est adoptée, méthode d'intégration beaucoup plus précise que la méthode d'Euler et qui permet d'obtenir un modèle moins exigeant au niveau du pas d'échantillonnage et en adéquation avec l'expérimentation vibratoire. Les valeurs théoriques des coefficients du réseau de neurones sont des valeurs approximatives, entre autres parce qu'elles sont obtenues à partir d'hypothèses notamment sur la forme des sollicitations mécaniques entre deux points d'échantillonnage et sur la nature visqueuse des coefficients d'amortissement. Ces valeurs théoriques ne sont donc pas optimales et une étape d'apprentissage du réseau de neurones s'est avérée nécessaire. Ceci représente d'ailleurs un atout majeur des modèles type "boîte noire". Le nombre de poids à identifier étant supérieur au nombre de paramètres physiques de la modélisation mécanique, le modèle réseau de neurones présente donc une potentialité intéressante d'adaptation à des paramètres mécaniques voire plus généralement physiques non tenus en compte dans les modèles générateurs de l'architecture neuronale

L'étape suivante a été l'adaptation du modèle neuronal de simulation à l'utilisation en temps réel. En effet le bruit enregistré par les capteurs de commande et le bruit dont est entachée la réponse de la pile à combustible considérée aussi par le modèle neuronal comme une entrée, conduit à des prédictions fausses. La théorie du contrôle optimal LQG est adoptée car elle fait intervenir une matrice de filtre capable d'estimer l'état du système à partir des informations enregistrées par un ou plusieurs capteurs bruités. Les résultats de simulation ont une fois de plus mis en évidence l'importance de l'étape d'apprentissage et de sa maîtrise. En effet les paramètres de filtre, même s'ils apparaissent comme des poids du réseau de neurones, ne peuvent pas être mis en identification dans la phase d'apprentissage sous peine de rendre le réseau de neurones complètement inutilisable.

Les résultats des essais ont montré la pertinence de toute cette approche et mettent en évidence le comportement non linéaire de la pile à combustible déjà présent à très faible niveau de sollicitation (0.3g) et qui s'accentue à mesure que le niveau de sollicitation augmente.

Ces informations nous ont conduit à développer un nouveau réseau de neurones capable de modéliser le comportement non linéaire de la pile à combustible afin de pouvoir étudier plus en détail les phénomènes physiques à l'intérieur de la pile à combustible. Deux éléments clés caractérisent le nouveau réseau de neurones non linéaire : premièrement l'introduction d'une couche supplémentaire à fonction de transfert de type « tangente hyperbolique », capable de prendre en compte le comportement non linéaire du système et deuxièmement l'apprentissage en deux temps du réseau de neurones : d'abord de la partie linéaire et ensuite de la partie non linéaire qui s'appuie sur les coefficients optimaux déterminés lors de l'étape précédente. Notons que la partie non linéaire permet de prendre en compte des phénomènes non symétriques par l'introduction de poids spécifiques appelés biais. Les résultats de simulation ont révélé la précision de cette démarche unique par des erreurs très faibles.

La dernière partie a concerné les essais vibro-climatiques surveillés en temps réel par le réseau neuronal développé. Ils mettent en évidence le changement de comportement en fonction du niveau de sollicitation imposé, de la température et de la pression intérieure de la pile à combustible. Les résultats des essais expérimentaux montrent qu'à bas niveau de sollicitation de la pile mise sous pression l'erreur de prédiction est inversement proportionnelle à la température, ce qui montre la présence des non linéarités et la dilatation interne de la pile à combustible et donc l'augmentation des contraintes au niveau des serrages. A haut niveau de sollicitation (5g) l'erreur de prédiction est inéarité sur tous les paliers de température testés (20°C, 40°C, 60°C, 80°C).

Les signatures mécaniques révèlent également les différents comportements en fonction du niveau de sollicitation et de température de la pile à combustible. On observe une ressemblance entre les signatures à bas niveau d'accélération sur les différents paliers de température. Par contre, à haut niveau d'accélération, on enregistre des comportements ayant une forme générale similaire mis en évidence par les signatures mécaniques réalisées. En ce qui concerne le paramètre pression interne de la pile à combustible, sa variation n'est pas détectable par le modèle neuronal fondé sur des accélérations mécaniques. Cependant, la signature caractéristique à cet essai ressemble à une ellipse légèrement déformée (petit rayon trop court). Les signatures correspondant aux essais vibro-climatiques complètent la bibliothèque de signatures déjà réalisée par Vicky Rouss [Rouss, 2008 1] lors de ses travaux de thèse. Les résultats obtenus montrent l'intérêt de poursuivre les travaux dans plusieurs directions : d'abord, la conception, le test et la validation expérimentale d'un modèle neuronal linéaire de surveillance des essais vibro-climatiques tenant compte de plusieurs fréquences propres de la pile à combustible et également de plusieurs capteurs accélérométriques afin d'avoir des informations supplémentaires sur le comportement vibratoire de la pile à combustible.

Ensuite, l'étape suivante pourrait consister en l'extension du modèle neuronal linéaire multi-capteurs et multi-fréquences dans le domaine non linéaire. Ceci permettrait d'identifier et de modéliser plus facilement les phénomènes physiques à l'intérieur de la pile à combustible. Les signatures mécaniques correspondant aux deux cas précédents iraient aussi enrichir la bibliothèque de signatures existante afin d'avoir une base de données la plus complète possible pour la détection et la compréhension des phénomènes physiques qui peuvent survenir au cours de la vie de la pile à combustible.

Toutes ces conditions conduiront à pouvoir optimiser la durée de vie des systèmes piles à combustible pour le transport, thématique essentielle à laquelle s'est greffée la présente thèse.

Bibliographie

[Abtest] www.abtest.com

[Anderson, 1988] Anderson J.A, Rosenfeld E., *Neuro Computing Foundations of Research,* MIT PRESS, Cambridge, 1988

[Antoni, 2007] Antoni L, Poirot-Crouvezier J-P, Roy F, Glipa X, *Pile à combustible GENEPAC*, Techniques de l'Ingénieur, avril 2007

[Ahmed, 2011] Ahmed H.E.U, Banan R, Zu J.W, Bazylak A, *Free vibration analysis of a polymer electrolyte membrane fuel cell*, Journal of Power Sources, vol.196, pp.5520-5525, march 2011

[Astrom, 2007] Astrom K et al, *Reliability analysis and initial requirements for FC systems and stacks*, Journal of Power Sources, vol. 171, pp. 46-54, janvier 2007

[Ballard] Ozgur K, Fuel Cell Stack Module Modal Analysis, Ballard Power Systems

[Benetto] Benetto E, *Analyse du cycle de vie. Réalisation de l'inventaire*, Techniques de l'ingénieur

[Bétournay, 2004] Bétournay M, Bonnell G, Edwardson, Paktunc D, Kauffman A, Lomma T, *The effects of mine conditions on the performance of a PEM fuel cell*, Journal of Power Sources, vol.134, pp.80-87, mai 2004

[Bhushan, 2011] Bhushan B, Singh M, Hage Y, *Identification and control using MLP, Elman, NARXSP and radial basis function networks: a comparative analysis*, Artificial Intelligence Review, mai 2011

[Bksv] www.bksv.fr

[Blunier, 2007] Benjamin Blunier, Abdellatif Miraoui, *« Piles à combustible. Principes, modélisation, applications, avec exercices et problèmes corrigés »,* Ellipses, 2007

[Boudellal, 2012] Méziane Boudellal, «La pile à combustible. L'hydrogène et ses applications», 2^{ième} édition, Dunod, 2012

[Bove, 2008] Bove T, Malkow T, Saturnio A, Tsotridis G, *PEMFC fuel cell stack testing in the framework of an EU-harmonized fuel cell testing protocol: Results for an 11 kW stack*, Journal of Power Sources, vol.180, pp.452-460, mars 2008

[Cetim] www.cetim.fr

[Chavez-Ramirez, 2009] Chavez-Ramirez A.U et al, *High power fuel cell simulator based on artificial neural network*, International Journal of Hydrogen Energy, pp.1-9, 2009

[CNRC] www.cnrc-nrc.gc.ca

[CRIQ] www.criq.qc.ca

[Crabtree, 2006] Crabtree O.I. et al, *Nonlinear vibrations of a pre-stressed laminated thin plate*, International Journal of Mechanical Sciences, vol. 48, pp. 451-459, décembre 2006

[Définitions] www.lesdefinitions.fr

[Del Pedro, 1992] Del Pedro M, Pahud P, *Mécanique vibratoire*, Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne, 1992

[Demuth, 2008] Demuth H. et al, *Matlab. Neural Network Toolbox 6 User's Guide*, The Math Works Inc, 2008

[Diloyan, 2012] Diloyan G. et al, *Effect of mechanical vibration on platinum particle agglomeration and growth in Polymer Electrolyte Membrane Fuel Cell catalyst layers*, Journal of Power Sources, vol. 214, pp. 59-67, avril 2012

[Dupuis] Dupuis P-E, *Essais de vibrations. Mesures et exploitation des résultats*, Technique de l'ingénieur

[Fall, 2002], Fall H. et al, *Fiabilité des structures mécanique adaptatives : effets de la panne des actionneurs ou des capteurs sur la stabilité,* Journal de Physique IV, vol. 12, 2002

[Gilbert, 1988] Gilbert RJ, Vibrations des structures. Interactions avec les fluides. Sources d'excitations aléatoires, CEA-EDF-INRIA, 1988

[Han, 2007] Han J. et al, *An ultrasound enhanced direct methanol fuel cell*, Journal of Power Sources, vol. 164, pp. 90-93, novembre 2007

[Haton] Haton JP, Systèmes à base de connaissances, Technique de l'ingénieur

[Hatti, 2009] Hatti M, Tioursi M, *Dynamic neural network controller model of PEM fuel cell system*, International Journal of Hydrogen Energy, vol.34, pp.5015-5021, février 2009

[Haykin, 1994] Haykin S, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Mc Millan College Publishing Co., 1994

[Hebb, 1949] Hebb, *The organization of behavior : A neuropsychological theory*, Wiley, 1949

[Hertz, 1991] Hertz J, Krogh A, Palmer R, *Introduction to the theory of neural computation*, Addison-Wesley, ISBN 0-201-50395-6, 1991

[Hou, 2013] Hou Y et al, *Experimental investigation of the steady-state efficiency of fuel cell stack under strengthened road vibrating condition*, International Journal of Hydrogen Energy, vol. 38, pp. 3767-3772, février 2013

[Hou, 2012] Hou Y et al, *An investigation of characteristic parameter variations of the polarization curve of a proton exchange membrane fuel cell stack under strengthened road vibrating conditions*, International Journal of Hydrogen Energy, vol. 37, pp. 11887-11893, juin 2012

[Hou, 2011] Hou Y et al, *Experimental investigation of gas-tightness and electrical insulation of fuel cell stack under strengthened road vibrating conditions*, International Journal of Hydrogen Energy, vol. 36, pp. 13763-13768, juillet 2011

[JRC] http://ec.europa.eu/dgs/jrc/index.cfm

[Kaplan, 1995] Kaplan D, Understanding Nonlinear Dynamics, Springer-Verlag, 1995

[Kohonen, 1987] Kohonen T., Self-Organization and Associative Memory, 2nd Edition, Berlin: Springer-Verlag, 1987

[Lalanne, 1999] Lalanne C, Vibrations aléatoires, Hermes Science Publications, Paris 1999

[Leclercq] Leclercq C, *Essais d'environnement des composants et matériels*, Techniques de l'ingénieur

[LNE] www.lne.fr

[LSE] www.compositesatlantic.com

[Ma, 2009 1] Ma H.K. et al, *Numerical study of different anode and cathode channel design on the performance of piezoelectric proton exchange membrane fuel cells (PZT-PEMFCS),* Proceedings of ASME 2009 Seventh International Fuel Cell Science, Engineering and Technology Conference, Newport Beach, California, USA, 2009

[Ma, 2009 2] Ma H.K. et al, *Study of proton exchange membrane fuel cells (PZT-PEMFCS) with nozzle and diffuser,* Proceedings of ASME 2009 Seventh International Fuel Cell Science, Engineering and Technology Conference, Newport Beach, California, USA, 2009

[Ma, 2008] Ma H.K. et al, *A novel ribbed cathode polar plate design in piezoelectric proton exchange membrane fuel cells,* Journal of Power Sources, vol. xxx, pp. xxx, juillet 2008

[Mécano I&D] www.mecano-id.fr

[Morel] Morel J, *Surveillance vibratoire et maintenance prédictive*, Techniques de l'ingénieur

[M'Saad, 2000] M'Saad M, Chebassier, *Commande adaptative des systèmes*, Techniques de l'ingénieur, 2000

[Observateur H2] http://observ-h2.fr

[Oussar, 1998] Y. Oussar, « Réseaux d'ondelettes et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique des processus », thèse de doctorat en spécialité robotique de l'Université Pierre et Marie Curie, Paris, 1998

[Outils recherche] http://outilsrecherche.over-blog.com

[Palan, 2006] Palan V, Shepard Jr W, Williams K, *Removal of excess product water in a PEM fuel cell by vibrational and acoustical methods*, Journal of Power Sources, vol.161, pp.1116-1125, juin2006

[Piechowiak] Piechowiak S, *Intelligence artificielle et diagnostic*, Techniques de l'ingénieur

[Pile à combustible] http://pileacombustible.free.fr

[Politech Nice] http://www.polytech.unice.fr/

[Rajalakshmi, 2009] Rajalakshmi N, Pandian S, Dhathathreyan K.S, *Vibration tests on a PEM fuel cell stack usable in transportation application*, International Journal of Hydrogen Energy, vol.34, pp.3833-3837, mars 2009

[Richard] Richard A et al, *Identification de modèles paramétriques à temps continu*, Technique de l'ingénieur

[Rouss, 2008 1] « *Modélisation et expérimentation des systèmes mécaniques complexes pour le transport terrestre »* - Thèse de doctorat, Université de Technologie Belfort Montbéliard, 2008

[Rouss, 2008 2] Rouss V et al, *Mechanical behaviour of a fuel cell stack under vibrating conditions linked to aircraft applications part I: Experimental*, International Journal of Hydrogen Energy, vol. 33, pp. 6755-6765, septembre 2008

[Rouss, 2008 3] Rouss V et al, *Mechanical behaviour of a fuel cell stack under vibrating conditions linked to aircraft applications part II: Three-dimensional modelling*, International Journal of Hydrogen Energy, vol. 33, pp. 6281-6288, septembre 2008

[Rosenblatt, 1962] Rosenblatt R, Principles of Neurodynamics, Spartan Books, 1962

[Saengrung, 2007] Saengrung A, Abtahi A, Zilouchian A, *Neural network model for a commercial PEM fuel cell system*, Journal of Power Sources, vol.172, pp.749-759, mai 2007

[Samson, 1983] Samson C, *Stability analysis of adaptively controlled systems subjected to bounded disturbances*, Automatica, vol. 19, pp. 81-86, 1983

[Servathin] http://www.servathin.com/

[Touzet, 1992] C. Touzet, Les réseaux de neurones artificiels : introduction au connexionnisme, EC2 ED, 1992

[Truong, 2010] Truong D et al, *Identification and application of black-box model for a self-sensing damping system using a magneto-rheological fluid damper*, Sensors and Actuators, vol. 161, pp. 305-321, juin 2010

[Vibtec] www.vibtec.de

[Violante] Violante A, *Documents mathématiques. Besoins et outils*, Techniques de l'ingénieur

[Wikipedia] www.wikipedia.fr

[Witters, 2009] Witters M, Swevers J, *Black-box model identification for a continuously variable, electro-hydraulic semi-active damper*, Mechanical Systems and Signal Processing, vol. 24, pp. 4-18, avril 2009

[Wu, 2008] Wu J et al, *A review of PEM fuel cell durability: Degradation mechanisms and mitigation strategies,* Journal of Power Sources, vol. 184, pp. 104-119, juin 2008

[Xie, 2005] Xie C, Quan S, Chen Q, *Control Strategy of Hybrid Power System for Fuel Cell Electric Vehicle based on Neural Network Optimization*, Proceedings of the IEEE, International Conference on Automation and Logistics, Chine, septembre 2005

[Xpair] www.xpair.com

[Ye, 2008] Ye M et al, *Parameter identification for proton exchange membrane fuel cell model using particle swarm optimization*, Intenational Journal of Hydrogen Energy, vol.34, pp. 981-989, décembre 2008

[Zhang, 2008] Zhang S et al, *A review of accelerated stress tests of MEA durability in PEM fuel cells*, International Journal of Hydrogen, vol. 34, pp. 388-404, novembre 2008

Normes

[CEI 60068-1] Essais d'environnement Partie 1: Généralités et guide

[CEI 60068-2-6] Partie 2-6: Essais - Essai Fc: Vibrations (sinusoïdales)

[CEI 60068-2-33] Essais d'environnement - Partie 2-33: Essais - Guide pour les essais de variations de température

[CEI 60068-2-47] Essais d'environnement - Partie 2-47: Essais. Fixation de spécimens pour essais de vibrations, d'impacts et autres essais dynamiques

[CEI 60068-2-64] Méthodes d'essai - Essai Fh: Vibrations aléatoires à large bande (asservissement numérique) et guide

[CEI 60068-2-80] Essais - Essai Fi: Essai combiné

[CEI 60721-3] Classification des conditions d'environnement Partie 3: Classification des groupements des agents d'environnement et de leurs sévérités

[CEI 60721-4] Guide pour la corrélation et la transformation des classes de conditions d'environnement de la CEI 60721-3 en essais d'environnement de la CEI 60068

[CEI Guide 104] Elaboration des publications de sécurité et utilisation des publications fondamentales de sécurité et publications groupées de sécurité

[ISO 2041] Vibrations et chocs – Vocabulaire

[ISO 5348] Vibrations et chocs mécaniques - Fixation mécanique des accéléromètres

[ISO 16750 (toutes les parties)] Véhicules routiers - Spécifications d'environnement et essais de l'équipement électrique et électronique

[NF EN 60068-3-8 (2004-02-01)] Essais d'environnement – Partie 3-8 : documentation d'accompagnement et lignes directrices – Sélection d'essais de vibrations

[NF EN 60068-2-53 (2010-07-01)] Essais d'environnement - Partie 2-53 : essais et guide: essais combinés climatiques (température/humidité) et dynamiques (vibrations/chocs)

ANNEXE A. Descriptif détaillé des systèmes d'acquisition et de contrôle

A.1. Système d'acquisition – GX-1

a) <u>Principe de fonctionnement</u>

Le GX-1 (figure A.1) est un système d'acquisition personnalisable pour des données de mesure. Il permet la construction d'un système de collecte de données en liaison directe avec les besoins de l'utilisateur. Les données enregistrées peuvent être sauvegardées dans un format unique appelé TAFFmat et peuvent être ouvertes et traitées en utilisant des logiciels disponibles pour les PC.

Une variété de conditionneurs de signaux peut être installée comme amplificateurs d'entrée. L'unité principale de GX-1 contient 8 emplacements d'entrée pour des amplificateurs. Chaque carte d'entrée gère 2 canaux ce qui permet d'enregistrer jusqu'à 16 canaux d'entrée quand tous les 8 emplacements sont utilisés. Il y aussi la possibilité d'utiliser une unité optionnelle d'expansion pour augmenter le nombre de canaux d'entrée jusqu'à 64.

Il y a la possibilité d'utiliser plusieurs supports d'enregistrement :

- mémoire
- AIT (Advanced Intelligent Tape)
- disquette
- carte PC

Après l'enregistrement les données sont transmises vers le PC via SCSI ou directement sur le disque dur du PC. Si l'AIT a été choisi, après l'enregistrement il faut insérer le cartouche dans le lecteur AIT du PC pour effectuer le traitement des données sur le PC. Les données enregistrées sur une disquette ou une carte PC peuvent être lues comme des fichiers TAFFmat par un lecteur externe de disquette ou par une fente de carte PC.

Le GX-1 peut être commandé à partir d'un PC via SCSI utilisant le logiciel fourni (appelé GX Navi) ou à partir d'une télécommande.



Figure A.1. Schéma du système GX-1

Le logiciel GX Navi permet le monitoring temps-réel des données sous forme de graphique et également réaliser une analyse de Fourier toujours en temps réel. La fréquence d'échantillonnage peut être jusqu'à 10 fois que la fréquence de base. Cela permet d'enregistrer des phénomènes lents et rapides en même temps et économiser de la capacité de stockage. Les fréquences d'échantillonnage disponibles sont 1, 2, 5, 10, 20, 50, 100, 200 kHz. Les fréquences d'échantillonnage sont fixé emplacement par emplacement et pas canal par canal. Le total de fréquence d'échantillonnage x nombre de canaux ne doit pas dépasser 3200 kHz. Les fichiers de données multi-échantillonnées ne peuvent pas être lus par des logiciels disponibles dans le commerce.

b) Description physique du matériel

Le panneau avant du système est composé de (figure A.2) :

- 1. Fente du dispositif d'enregistrement (lecteur AIT, disquette ou carte PC)
- 2. Fente de conditionneurs de signaux
- 3. Interrupteur d'alimentation
- 4. Bouton de volume
- 5. Connecteur de sortie pour permettre le monitoring temps réel
- 6. Sortie pour des écouteurs
- 7. Sortie pour un micro
- 8. Lampe d'avertissement



Figure A.2. Le panneau avant du système GX-1

Le panneau arrière du système est composé de (figure A.3) :

- 1. Connecteur d'entrée DC
- 2. Borne de terre
- 3. Ventilateur de refroidissement
- 4. SW A et B (DIP unités de commutation) A (régler tous les digits sur off), B
- 5. Connecteur SCSI
- 6. Connecteur de commande numérique
- 7. Connecteur ER-GXRC
- 8. Connecteur DK-GXLCD
- 9. Connecteur BUS



Figure A.3. Le panneau arrière du système GX-1

Le panneau droit du système est composé de (figure A.4) :

- 1. Fente d'alimentation
- 2. Levier d'éjection



Figure A.4. Le panneau droit du système GX-1

A.2. Système de contrôle - ADwin-GOLD

Le système ADwin-GOLD (figure A.5) permet de répondre facilement aux exigences de mesure et contrôle en temps réel grâce à ses caractéristiques qui permettent de réaliser un contrôle très rapide et une évaluation en ligne des données. Un ordinateur fixe ou portable est nécessaire pour fonctionner avec le système ADwin-GOLD, tandis que les procès du système fonctionnent indépendamment de l'ordinateur. A tout moment l'ordinateur a accès au système ADwin-GOLD afin d'échanger des données ou de charger de nouveaux procès. Les procès peuvent être arrêtés ou démarrés indépendamment l'un de l'autre. La communication avec le système n'a aucune influence sur le traitement des tâches. Chaque valeur mesurée sera traitée immédiatement après son acquisition.

Indépendamment de la charge de travail de l'ordinateur, le système ADwin-GOLD exécute toutes les tâches avec une grande fiabilité et continuité. Dans le cas d'un crash de l'ordinateur le système continue de fonctionner de telle sorte que tous les procès de contrôle resteront stables. Après le redémarrage de l'ordinateur toutes les données mesurées peuvent être consultées. L'outil ADbasic permet de programmer facilement des opérations temps réel et dispose des fonctions pour accéder aux entrées et sorties analogiques ou numériques et également des fonctions de contrôle des procès et d'échange de données avec l'ordinateur.

La figure A.5 représente le schéma du système ADwin-GOLD qui est équipé de son propre processeur 32 bits (SHARC DSP) à virgule flottante réalise l'acquisition des données mesurées, le traitement en ligne des mesures et permet de traiter immédiatement – en combinaison avec les convertisseurs rapides A/D – chaque échantillon avec des taux jusqu'à 1MHz. Le processeur dispose d'une mémoire de 256 KB avec un temps d'accès très court (25 ns) et elle est suffisante pour maintenir le système d'exploitation en temps réel ainsi que les procès ADbasic et les variables pour un accès rapide.



Figure A.5. Schéma du système ADwin-GOLD

La figure 2 présente le panneau avant du système ADwin-GOLD qui dispose 16 entrées analogiques (IN1 jusqu'à IN16, voir tableau A.1). 8 entrées analogiques sont connectées à un des deux multiplexeurs. La sortie de chaque multiplexeur est reliée soit au ADC 12 bit (0.8 μ s) soit au ADC 16 bit (10 μ s). Par conséquent il est possible d'échantillonner à grande vitesse avec l'ADC 12 bit ou à grande précision avec l'ADC 16 bit. Les ADCs peuvent être démarrés de manière synchrone ou asynchrone ce qui signifie qu'ils peuvent acquérir des échantillons sur les 2 canaux simultanément si on le souhaite.



Figure A.6. Le panneau avant du système ADwin-GOLD

Canaux	Multiplexeur	ADC
1, 3,, 15	#1	ADC12-1 ADC16-1
2, 4,, 16	#2	ADC12-2 ADC16-2

Tableau A.1. Correspondance entre les canaux, les multiplexeurs et les ADCs

La version standard du système ADwin-GOLD dispose de deux sorties analogiques 16 bit. Le temps d'établissement pour les signaux de faible niveau (< 2V) est de 3 ms et pour toute la gamme (20 V) de 10 ms. En option une extension à huit DACs est possible et les signaux de sortie peuvent être démarrés sur tous les DACs en même temps.

Le système dispose également de 32 entrées et sorties numériques de type TTL-/5V-CMOS ainsi que d'un déclencheur d'entrée. Après avoir alimenté le système tous les connecteurs I/O sont des entrées. Ils peuvent être configurés en tant que entrée ou sortie par groupes de huit. Le déclencheur d'entrée est utilisé pour la commande externe des séquences de programme.

-SPIW

E École doctorale SPIM - Université de Technologie Belfort-Montbéliard

F - 90010 Belfort Cedex 🗰 tél. +33 (0)3 84 58 31 39

Ed-spim@univ-fcomte.fr www.ed-spim.univ-fcomte.fr

