

وزارة التعليم العالي و البحث العلمي

BADJI MOKHTAR-ANNABA UNIVERSITY  
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR-ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Faculté des Sciences de l'Ingénieur

Année : 2010

Département d'Informatique

**MEMOIRE**

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de **MAGISTER**

**Systèmes de Prédiction Basée Web : Applications aux  
Séries Temporelles**

**Option**

TIC & Ingénierie du document

**Par**

Karima BENLEMBAREK

**DIRECTEUR DE MEMOIRE :** Med Tarek Khadir Maître de conférence Université de Annaba

**DEVANT LE JURY**

<b>PRESIDENT :</b>	Hassina SERIDI	MC	Université de Annaba
<b>EXAMINATEURS:</b>	Habiba BELLILI	MC	Université de Annaba
	Nadir FARAH	MC	Université de Annaba

# ملخص

---

إننا نشهد تطور تكنولوجيا الويب ، وتطور شبكة الإنترنت وفوائدهما في مختلف المجالات والتطبيقات ومع ذلك هناك مجالات وميادين لم تستفد بعد من هذا التطور، أحد هذه الميادين هو ميدان الطاقة. إن شركات الطاقة في حاجة إلى التنبؤ على المدى القصير للطلب على الكهرباء وذلك لتحقيق إدارة ناجحة. عدة أساليب وتطبيقات تستخدم لتحقيق هذا الغرض، لكن معظم الأعمال المنجزة من أجل التنبؤ على المدى القصير للكهرباء باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية تمت في محطة عمل واحدة.

لذلك فإننا مهتمون بهذه المشكلة وننشر تطبيقات التنبؤ المنجزة وتوزيعها في محطات عمل متعددة ، هذه المذكرة تركز على تكنولوجيا الإنترنت ، وتهدف إلى إنشاء نظام تنبؤ مستند للويب و مطبق على البيانات المعالجة مثل السلاسل الزمنية باستخدام أحد النماذج الأكثر استعمالا في الذكاء الاصطناعي ألا وهو الشبكات العصبية الاصطناعية. لقد حققنا نظام للتنبؤ من 24 (ساعة) و ذلك باختيار نوع من الشبكات العصبية الاصطناعية الأكثر استخداما للتنبؤ والذي يسمى **Perceptron multi couche**، هذا النموذج يسمح بالتنبؤ على المدى القصير للشحنة الكهربائية في الجزائر المعالجة كمثال للسلاسل الزمنية، تم هذا التطبيق في لغة البرمجة **C#** و **Visual Studio 2008** أيضا في مجال التنبؤ على المدى القصير وتحت لغة البرمجة نفسها ، تم تنفيذ نظام آخر للتنبؤ مستند للويب و ذلك للتأكد من نجاعة الطريقة المختارة، وهو تنبؤ نظام التبادل الحراري.

**كلمات البحث:** السلاسل الزمنية، التنبؤ المستند للويب ، التنبؤ على المدى القصير، الشحنة الكهربائية، الشبكات العصبية الاصطناعية، **Perceptron multi couche**

# RESUME

---

Nous assistons au développement de la technologie Web et de l'évolution de l'Internet et leurs avantages offerts aux différents domaines et applications. Parmi les domaines qui ne sont pas encore au diapason de cette évolution, se trouve le domaine énergétique. Les compagnies énergétiques ont besoin d'une prédiction à court terme de la demande de la charge électrique et afin de réaliser une gestion avec succès, plusieurs méthodes et applications sont utilisées. Cependant, la plupart des travaux réalisés pour la prédiction à court terme de la charge électrique, en utilisant les réseaux de neurones, sont réalisés en monoposte.

Donc, nous nous intéressons légitimement à ce problème et afin de publier les applications de prédiction créées et les partager en multipostes, notre mémoire se focalise sur la technologie Web et a pour objectif de réaliser un système de prédiction basé Web appliqué aux données traitées comme séries temporelles en utilisant l'un des paradigmes le plus populaire de l'intelligence artificielle (IA) : les réseaux de neurones artificiels (RNA). Nous avons réalisé un système de prédiction de 24 pas (heures) en avant en utilisant le type des RNA le plus utilisé pour la prédiction : le Perceptron Multi Couches (PMC). Ce modèle permet de prédire la charge électrique algérienne traitée comme série temporelle. Cette application est réalisée en langage de programmation C# sous l'environnement de développement Visual Studio 2008.

Toujours dans le domaine de prédiction à court terme et sous le même langage de programmation, un autre système de prédiction basé Web a été réalisé dans le but de confirmer l'applicabilité de l'approche de modélisation, à savoir un système de l'échangeur de chaleur.

**Mots clés :** Séries temporelles, Prédiction Basée Web, Prédiction à Court Terme, Charge Electrique, Réseaux de Neurones Artificiels, Perceptron Multi Couches.

# ABSTRACT

---

We are witnessing the confirmation of Web technology and the evolution of the Internet and their benefits in various fields and applications. Among the areas that have not benefited fully from Web evolution yet, industrial application is found. Energy companies, among others, need a short term prediction of electrical load demand to achieve a successful management. Several methods and applications are used for this purpose. However, most of surveys of short term prediction using neural networks are designed for single workstation.

Therefore, we are interested in using distributed programming technologies for prediction applications, creating and sharing systems in multiple workstations. Our work focuses, thus, on web technology and aims to create a Web-based prediction system applied to the data treated as time series using one of the most popular paradigms of artificial intelligence (AI): Artificial neural networks (ANN). We have designed and tested a 24 hours prediction ahead using the Multi Layer perceptron (MLP). This model predicts Algerian electric load and is implemented in programming language C # and the development environment Visual Studio 2008.

Moreover, in the field of short-term prediction and under the same programming language, another Web-based prediction system has been realized to predict the temperature for a heat exchanger in order to further prove the adequacy of the previously used approach.

**Keywords:** Time Series, Web Based Prediction, Short-term Prediction, Electric Load, Artificial Neural Networks, Multi Layer Perceptron.

# Dédicace

---

*A la mémoire de mes chers grands-parents.*

*Aux êtres les plus chers à mon cœur, ma mère et mon père, qui m'ont toujours tout donné :*

*Amour, sacrifices, affection, soutien,...Je ne saurai tout citer, ni trouver les mots pour les*

*Remercier. Que Dieu me les garde incha Allah !*

*A mes chers deux frères : Imed et Sami.*

*A ma deuxième maman Bayouna que j'aime beaucoup et mon beau- frère Adlène.*

*A mon beau-père Larbi, ma tante Warda.*

*A mes tantes, oncles, cousins et cousines.*

*A mes deux perles Sameh et Sara.*

*A mes meilleurs amis : Amina, Lina, Saida, Kenza, Lilia, Leila, Dalila, Zoubaida, Reda,*

*Abderrahmane...*

*Je réserve une dédicace particulière à mon mari Reda, pour son soutien moral, son aide, sa*

*présence qui est toujours une lumière qui me guide. Que Dieu me le garde !*

*A tous ceux qui m'ont aidée et soutenue.*

# REMERCIEMENTS

---

*La réalisation de ce mémoire a été possible grâce au concours de plusieurs personnes à qui je voudrais témoigner toute ma reconnaissance.*

*Je voudrais, tout d'abord, exprimer ma profonde gratitude envers Dieu, le tout puissant qui, grâce à son aide, j'ai pu finir ce travail.*

*Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance et mon profond respect à mon encadreur Dr. Khadir Mohamed Tarek, d'avoir accepté de diriger mon travail, de m'avoir fait confiance et de m'avoir encouragée, je lui serai toujours reconnaissante d'avoir guidé mes premiers pas de recherche.*

*Je remercie également Madame Bouchema Bayouna, professeur d'anglais au Département des langues étrangères, Université de Annaba, pour ses conseils avisés, pour l'aide précieuse et l'appui qu'elle m'a toujours fournis. Merci à ma deuxième maman.*

*Je tiens à remercier Monsieur Benabbas Farouk pour son aide et ses encouragements.*

*Je voudrais remercier Madame Seridi Hassina, maître de conférence à l'Université de Annaba de m'avoir fait l'honneur de présider mon jury.*

*Je souhaite également exprimer toute ma gratitude à Madame Bellili Habiba et à Monsieur Farah Nadir, maîtres de conférences à l'université de Annaba qui ont eu la grande gentillesse de mettre leur savoir au service de mon travail en acceptant d'en être les rapporteurs.*

*Ma gratitude s'adresse aussi à tous les enseignants qui ont assuré ma formation du primaire jusqu'à l'université.*

*Merci à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail.*

# Liste des Tableaux

Tableau I.1	Caractéristiques générales de la procédure de prévision (comparaison)...	11
Tableau III.1	Correspondance RNA - domaines d'application.....	43
Tableau III.2	Exemples des règles d'apprentissage usuelles.....	46
Tableau IV.1	Les structures des cinq réseaux.....	59
Tableau IV.2	Les paramètres et résultats d'apprentissage (système 1).....	62
Tableau IV.3	Les paramètres et résultats d'apprentissage (système 2).....	92

# Liste des Figures

Figure I.1	Exemple de série temporelle.....	7
Figure II.1	Types de prévision de la charge réalisés avec les RNA.....	28
Figure II.2	Échangeur tubulaire.....	31
Figure II.3	Échangeur à plaques.....	32
Figure III.1	Neurone biologique.....	37
Figure III.2	Neurone formel.....	39
Figure III.3	Fonction à seuil, fonction à saturation, fonction sigmoïde, fonction gaussienne.....	39
Figure III.4	Architecture générale des RNA.....	41
Figure III.5	La structure feedforward.....	42
Figure III.6	La structure feedback.....	42
Figure III.7	Les architectures des réseaux de neurones.....	42
Figure III.8	Apprentissage non supervisé.....	44
Figure III.9	Apprentissage supervisé.....	45
Figure III.10	Exemple de PMC.....	47
Figure III.11	Architecture détaillée du PMC.....	47
Figure III.12	La fonction d'activation sigmoïdale.....	49
Figure III.13	La fonction tangente hyperbolique.....	49
Figure III.14	L'algorithme de rétro propagation du gradient.....	51
Figure III.15	PMC avec deux couches cachées.....	52
Figure III.16	Sur apprentissage et arrêt prématuré.....	53
Figure IV.1	Base de données de la charge électrique algérienne.....	57
Figure IV.2	Phases principales d'implémentation.....	57
Figure IV.3	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 0 de la charge électrique algérienne.....	58
Figure IV.4	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 1 de la charge électrique algérienne.....	59
Figure IV.5	Le design du réseau 1.....	60
Figure IV.6	Le design du réseau 2.....	60
Figure IV.7	Le design du réseau 3.....	61
Figure IV.8	Le design du réseau 4.....	61
Figure IV.9	Le design du réseau 5.....	61
Figure IV.10	Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 1).....	63
Figure IV.11	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, réseau 1)..	64
Figure IV.12	Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 2).....	64



Figure IV.13	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, réseau 2)	65
Figure IV.14	Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 3).....	65
Figure IV.15	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de Validation, réseau 3)	66
Figure IV.16	Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 4).....	66
Figure IV.17	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, réseau 4)	67
Figure IV.18	Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 5).....	67
Figure IV.19	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, réseau 5)	68
Figure IV.20	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation).....	68
Figure IV.21	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, 500 exemples).....	69
Figure IV.22	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, 24 heures).	69
Figure IV.23	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau1).....	70
Figure IV.24	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau2).....	70
Figure IV.25	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau3).....	71
Figure IV.26	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau4).....	71
Figure IV.27	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau5).....	72
Figure IV.28	Valeurs prédites et réelles de la charge électrique (base de test) .....	73
Figure IV.29	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, 500 exemples)	73
Figure IV.30	Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, 24 heures) .....	74
Figure IV.31	Fenêtre principale (processus d'apprentissage en cours d'exécution, système 1).....	75
Figure IV.32	Fin du processus d'apprentissage et affichage des résultats (système 1).....	76
Figure IV.33	Bouton pour l'affichage des erreurs d'apprentissage et de validation (système 1).....	76
Figure IV.34	Affichage des erreurs d'apprentissage et de validation (système 1)....	77
Figure IV.35	Affichage des valeurs prédites et réelles (base de validation, système 1).....	77
Figure IV.36	Valeurs prédites et réelles (base de validation, système 1).....	78
Figure IV.37	Valeurs prédites et réelles (base de validation, 24 heures).....	78
Figure IV.38	Accéder à la page web du Test & Prédiction (système 1).....	79
Figure IV.39	Chargement des cinq réseaux.....	80

Figure IV.40	Lancement du test des 5 réseaux et l’affichage des valeurs prédites et réelles (base de test).....	80
Figure IV.41	Valeurs prédites et réelles de la base de test (système 1).....	81
Figure IV.42	Valeurs prédites et réelles de la base de test (24 heures) .....	81
Figure IV.43	Entrer les données de la charge sur le fichier Excel « Données-Entrées.xls ».....	82
Figure IV.44	Ouverture du fichier Excel « Données-Entrées.xls » .....	82
Figure IV.45	Charger et enregistrer les données sur le fichier Excel « Données-Entrées.xls ».....	83
Figure IV.46	Lancement de la prédiction (système 1).....	84
Figure IV.47	Charge électrique prédite.....	84
Figure IV.48	Charge électrique prédite (24 Heures).....	85
Figure IV.49	Entrée 1: Therm AN (°C).....	87
Figure IV.50	Entrée 2: ThermAR (°C).....	87
Figure IV.51	Entrée 3: HygroAN (%RH).....	88
Figure IV.52	Sortie: ThermPRE (°C).....	88
Figure IV.53	Phases principales d’implémentation.....	89
Figure IV.54	La structure de l’échangeur de chaleur (entrées_sorties).....	90
Figure IV.55	Le design du PMC.....	91
Figure IV.56	Erreurs d’apprentissage et de validation du réseau choisi.....	91
Figure IV.57	Valeurs réelles et prédites de la sortie Therm PRE (°C) (base de validation).....	93
Figure IV.58	Valeurs prédites et réelles de la sortie Therm PRE (°C) (Base de Test)	93
Figure IV.59	Rendement calculé sur la base de test.....	94
Figure IV.60	Fenêtre principale (processus d’apprentissage en cours d’exécution, système 2).....	95
Figure IV.61	Fin du processus d’apprentissage et affichage des résultats (système2)	95
Figure IV.62	Bouton pour l’affichage des erreurs d’apprentissage et de validation...	96
Figure IV.63	Affichage des erreurs d’apprentissage et de validation (système 2).....	97
Figure IV.64	Erreurs d’apprentissage et de validation (système 2).....	97

Figure IV.65	Affichage des valeurs prédites et réelles (base de validation, système 2).....	98
Figure IV.66	Valeurs prédites et réelles (base de validation, système 2).....	98
Figure IV.67	Accéder à la page web Test (système 2).....	99
Figure IV.68	Chargement du réseau.....	100
Figure IV.69	Lancement du test et affichage des valeurs réelles et prédites (base de test).....	100
Figure IV.70	Valeurs prédites et réelles de la base de test (système 2).....	101
Figure IV.71	Visualiser le rendement (base de test).....	101
Figure IV.72	Rendement.....	102
Figure IV.73	Bouton pour ouvrir le fichier de données (Données_Entrées.xls).....	102
Figure IV.74	Fichier d'entrées (Données_Entrées.xls).....	103
Figure IV.75	Entrer et enregistrer les données d'entrées.....	103
Figure IV.76	Lancement de la prédiction (système 2).....	104
Figure IV.77	Visualisation des résultats de la prédiction.....	105
Figure IV.78	Graphe représentant les 3 valeurs prédites de Therm PRE (°C).....	105
Figure IV.79	Affichage du rendement.....	106
Figure IV.80	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 2 de la charge électrique algérienne.....	121
Figure IV.81	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 3 de la charge électrique algérienne.....	121
Figure IV.82	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 4 de la charge électrique algérienne.....	122
Figure IV.83	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 5 de la charge électrique algérienne.....	122
Figure IV.84	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 6 de la charge électrique algérienne.....	123
Figure IV.85	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 7 de la charge électrique algérienne.....	123
Figure IV.86	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 8 de la charge	

	électrique algérienne.....	124
Figure IV.87	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 9 de la charge électrique algérienne.....	124
Figure IV.88	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 10 de la charge électrique algérienne.....	125
Figure IV.89	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 11 de la charge électrique algérienne.....	125
Figure IV.90	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 12 de la charge électrique algérienne.....	126
Figure IV.91	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 13 de la charge électrique algérienne.....	126
Figure IV.92	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 14 de la charge électrique algérienne.....	127
Figure IV.93	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 15 de la charge électrique algérienne.....	127
Figure IV.94	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 16 de la charge électrique algérienne.....	128
Figure IV.95	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 17 de la charge électrique algérienne.....	128
Figure IV.96	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 18 de la charge électrique algérienne.....	129
Figure IV.97	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 19 de la charge électrique algérienne.....	129
Figure IV.98	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 20 de la charge électrique algérienne.....	130
Figure IV.99	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 21 de la charge électrique algérienne.....	130
Figure IV.100	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 22 de la charge électrique algérienne.....	131
Figure IV.101	La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 23 de la charge électrique algérienne.....	131

# Table des matières

---

ملخص.....	i
<b>Résumé.....</b>	ii
<b>Abstract.....</b>	iii
<b>Dédicace.....</b>	iv
<b>Remerciements.....</b>	v
<b>Liste des tableaux.....</b>	vi
<b>Liste des figures.....</b>	xii
<b>Table des matières.....</b>	xii
<b>Introduction Générale</b>	
1. Contexte et problématique.....	2
2. Contribution.....	2
3. Plan du mémoire.....	3
<b>Chapitre I : Séries Temporelles</b>	
I.1. Introduction.....	6
I.2. Définition.....	6
I.3. Types de séries temporelles.....	6
I.4. Analyse des séries temporelles.....	7
I.4.1. Objectifs de l'analyse des séries temporelles.....	8
I.4.1.1. La description.....	8
I.4.1.2. La modélisation.....	8
I.4.1.3. La prédiction.....	8
I.4.1.4. Le contrôle.....	8
I.5. La prédiction des séries temporelles.....	9
I.6. Séries temporelles (Etat de l'art) .....	9
I.7. Pourquoi les RNA pour la prédiction des séries temporelles?.....	12
I.8. Conclusion.....	13

## **CHAPITRE II : Etat de l'Art**

II.1. Introduction.....	15
II.2. La charge électrique.....	15
II.2.1. Les composants et les caractéristiques de la charge électrique.....	16
II.3. Méthodes de la prédiction de la charge électrique.....	16
II.3.1. Méthodes des séries temporelles classiques et celles de la régression.....	17
II.3.1.1. Modèles basés régression.....	17
II.3.1.2. Les approches des séries temporelles.....	18
II.3.2. L'intelligence artificielle et les méthodes de l'intelligence informatique.....	21
II.3.2.1. Les réseaux de neurones artificiels.....	21
II.3.2.2. Machines à vecteur de support (ou support vector machines (SVM)).....	23
II.3.2.3. Approches hybrides et d'autres approches.....	25
II.4. La prédiction à court, à moyen et à long terme de la charge électrique en utilisant les RNA.....	26
II.4.1.. La prédiction à court terme de la charge.....	26
II.4.1.1. Pourquoi les RNA pour la prédiction à court terme ? .....	26
II.4.2. La prédiction à moyen terme de la charge.....	27
II.4.3. La prédiction à long terme de la charge.....	27
II.4.3.1. Pourquoi les réseaux de neurones artificiels pour la prédiction à long terme ? .....	27
II.5. Réseaux de neurones basés Web et les raisons de l'utilisation de l'Internet	29
II.6. L'échangeur de chaleur.....	29
II.6.1. Définition.....	30
II.6.2. Quelques types d'échangeurs de chaleur.....	30
II.6.2.1. Les échangeurs tubulaires.....	31
II.6.2.2. Les échangeurs à plaques.....	31
II.6.2.3. Autres types d'échangeurs.....	32
II.6. Conclusion.....	32

## **CHAPITRE III : Réseaux de Neurones Artificiels**

III.1. Introduction.....	34
III.2. Définition.....	34
III.3. Historique des réseaux de neurones artificiels.....	35
III.4. Neurone biologique et neurone formel.....	36
III.4.1. Neurone biologique.....	37

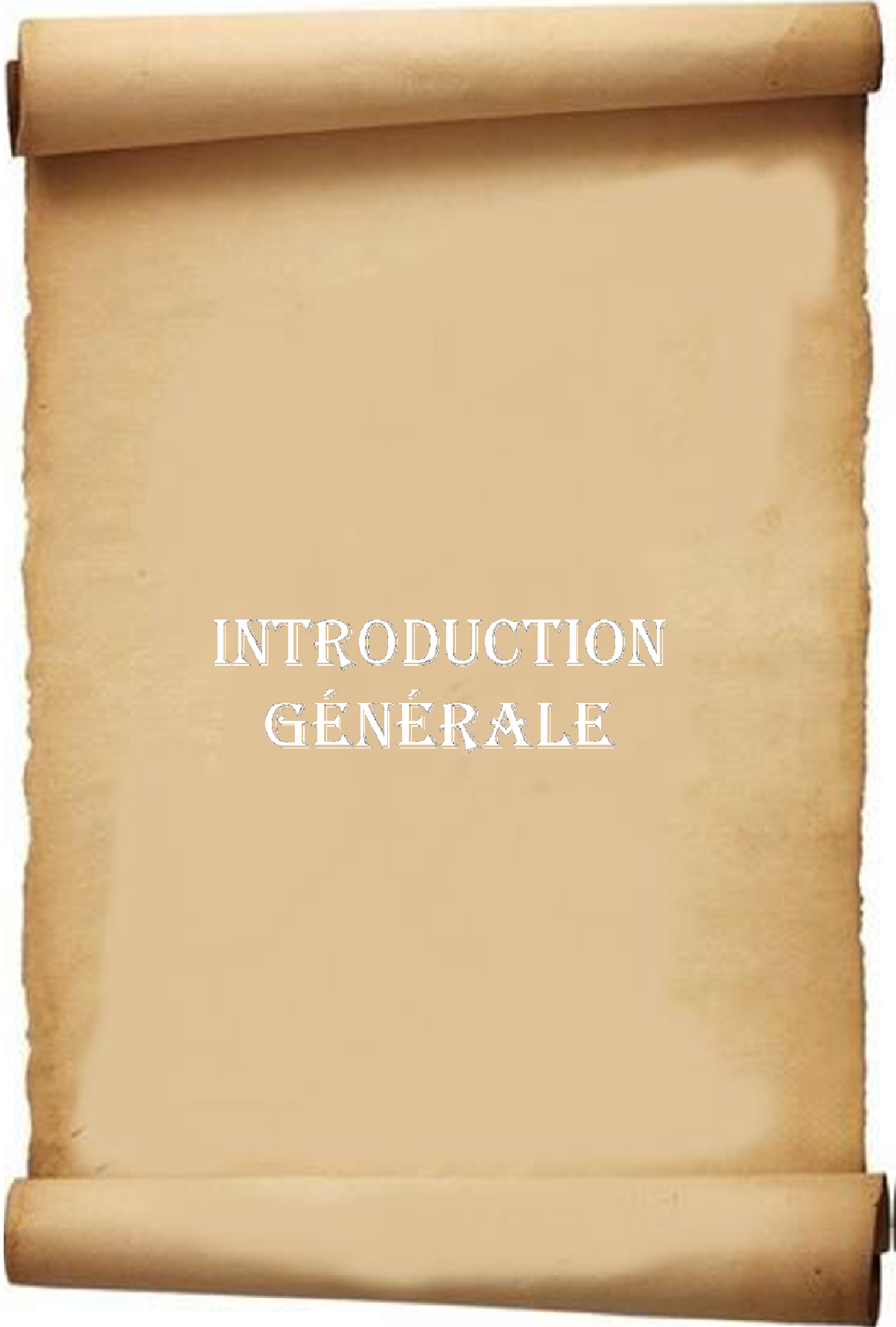
III.4.2. Neurone formel.....	38
III.4.2.1. Les fonctions d'activation.....	39
III.5. Problèmes résolus par les réseaux de neurones artificiels.....	39
III.5.1. Classification.....	40
III.5.2. Prédiction.....	40
III.5.3. Reconnaissance des formes (pattern recognition) .....	40
III.5.4. Optimisation.....	40
III.6. Les architectures des RNA.....	40
III.7. Apprentissage.....	43
III.7.1. Apprentissage non supervisé.....	44
III.7.2. Apprentissage supervisé.....	44
III.7.3. Règles d'apprentissage.....	45
III.8. PMC : Perceptron Multi Couches.....	46
III.8.1. Modèle de connectivité.....	46
III.8.2. La fonction d'activation (fonction de transfert).....	48
III.8.3. L'algorithme d'apprentissage (rétro propagation du gradient) .....	49
III.8.3.1. Paramètres du réseau.....	50
III.8.3.2. L'algorithme.....	51
III.8.3.3. Sur apprentissage (overtraining ou overfitting) .....	53
III.8.3.4. Arrêt prématuré (early stopping) .....	53
III.9. Conclusion.....	54

## **CHAPITRE IV: Implémentation**

IV.1. Introduction.....	56
IV.2. Système 1: Prédiction de la charge électrique algérienne (24 heures en avant).....	56
IV.2.1. Prétraitement de la base de données.....	56
IV.2.2. Implémentation et résultats obtenus.....	57
IV.2.2.1. Phases principales d'implémentation.....	57
IV.2.2.2. Choix des structures des systèmes.....	58
IV.2.2.3. Résultats d'apprentissage.....	61
IV.2.2.3.1. La prédiction des 24 heures de la base de validation.....	68
IV.2.2.4. Résultats du test.....	70
IV.2.2.4.1. La Prédiction des 24 heures de la base de test.....	72
IV.2.3. Implémentation & interfaces.....	74
IV.2.3.1. Apprentissage.....	74

IV.2.3.2. Test.....	79
IV.2.4. Discussion.....	85
IV.3. Système 2: Prédiction de l'échangeur de chaleur (3 pas en avant).....	87
IV.3.1. Base de données.....	87
IV.3.2. Implémentation et résultats obtenus.....	89
IV.3.2.1. Phases principales d'implémentation.....	89
IV.3.2.2. Choix de la structure du système 2.....	90
IV.3.2.3. Résultats d'apprentissage.....	91
IV.3.2.4. Résultats du test.....	92
IV.3.3. Implémentation & interfaces.....	94
IV.3.3.1. Apprentissage.....	94
IV.3.3.2. Test.....	99
IV.3.4. Discussion.....	106
IV.3.5. Conclusion.....	107
<b>Conclusion Générale et Perspectives</b>	
Conclusion Générale.....	109
Perspectives.....	109
<b>Références Bibliographiques.....</b>	<b>112</b>
<b>Annexe A.....</b>	<b>121</b>





INTRODUCTION  
GÉNÉRALE

## 1. Contexte et cadre de l'étude

La prédiction est une tâche importante dans plusieurs domaines : l'économie, la météorologie, la médecine, etc. Elle se réfère à un processus cherchant à estimer les valeurs d'une ou plusieurs variables à un moment donné dans le futur. Cette mesure implique une nature non-linéaire des valeurs à estimer, ce qui donne une possibilité d'inclure les valeurs précédentes mesurées toujours à un moment donné mais dans le passé. Ces dernières représentent l'historique des valeurs à prédire ou les séries temporelles.

La prédiction est l'un des objectifs de l'analyse des séries temporelles et est au cœur de différents travaux dans différents domaines. Un des domaines, qui s'intéresse à la prédiction des séries temporelles, est le domaine économique et plus précisément, les compagnies d'énergie électrique qui cherchent toujours un moyen ou un modèle qui leur permet d'estimer la demande de la charge électrique afin de gérer la production. Selon leurs besoins, les compagnies énergétiques d'électricité peuvent préciser leur type de prédiction, à court, à moyen ou à long terme.

La charge électrique exige un modèle de prédiction à court terme afin d'estimer et prédire ses valeurs futures. Le modèle de prédiction doit être précis pour qu'il n'ait pas une perte de la charge et pour assurer le succès de la gestion.

## 2. Problématique

Il existe plusieurs méthodes qui peuvent analyser les séries temporelles et prédire la charge électrique : les méthodes linéaires telles que ARMA et les méthodes non-linéaires telles que les réseaux de neurones artificiels.

La prédiction à court terme de la charge électrique, en utilisant les réseaux de neurones, est au cœur de nombreux travaux. Les chercheurs de ce domaine ont utilisé différents types de RNA en vue d'obtenir de meilleurs résultats en testant la performance de leurs architectures choisies en terme de précision de la prédiction. Cependant, nous avons remarqué que presque tous les travaux réalisés dans ce domaine ont été implémentés en mono poste alors pourquoi ne pas partager les systèmes de prédiction ou applications implémentés en multi postes?

En vue de créer une communication entre le système développé et les utilisateurs à travers le monde, nous pouvons accéder au web et aux services fournis par l'Internet.

Nous visons, dans ce mémoire, l'aboutissement des deux objectifs principaux :

- L'implémentation d'un système de prédiction basée Web à court terme de la charge électrique algérienne.
- L'implémentation d'un système de prédiction basée Web à court terme de l'échangeur de chaleur.

### 3. Plan du mémoire

Notre mémoire comprend quatre chapitres :

**Le Chapitre 1 : Séries Temporelles** focalise sur les séries temporelles et définit les séries temporelles et leurs différents types. Nous présentons, d'abord, l'analyse des séries temporelles puis ses objectifs représentés par la description, la modélisation, la prédiction et le contrôle. La partie restante complète la première et contient la prédiction de la charge électrique comme étant l'exemple de séries temporelles choisi et les différentes méthodes statistiques et de l'intelligence artificielle utilisées. En effet, nous présentons aussi un état de l'art des séries temporelles et leurs prédictions. Enfin, nous citons les avantages offerts par les réseaux de neurones artificiels vis-à-vis de la prédiction de la charge électrique et terminons notre chapitre par une conclusion.

Dans **le Chapitre 2 : Etat de l'Art**, nous présentons, dans la première partie, la définition de la charge électrique, ses composants et caractéristiques. Puis, les méthodes de la prédiction de la charge électrique sont détaillées et présentées en deux grandes parties :

- Les méthodes des séries temporelles classiques et celles de la régression,
- Les méthodes de l'intelligence artificielle et celles de l'intelligence informatique comprenant : les réseaux de neurones artificiels, les machines à vecteur de support, approches hybrides et d'autres approches.

Par la suite, nous citons les trois types de prédiction : à court, à moyen et à long terme de la charge électrique et les raisons du choix des RNA pour chacun d'entre eux.

Concernant la deuxième partie, nous énumérons les avantages du Web et de l'Internet pour la prédiction en utilisant les RNA, appelée la prédiction basée Web en utilisant les RNA. Ensuite, nous définissons l'échangeur de chaleur comme étant le deuxième exemple

de prédiction basée Web en utilisant les RNA, son rôle ainsi que quelques types d'échangeur. Le chapitre se termine par une conclusion.

**Le Chapitre 3 : Les Réseaux de Neurones Artificiels**, comprend deux parties :

La première partie est consacrée à une étude des RNA en détail. Cette méthode d'intelligence artificielle est considérée comme la méthode la plus utilisée dans ce domaine.

Nous débutons leur étude par : la définition, l'historique et la différence entre le neurone biologique et neurone formel. Ensuite, nous présentons les problèmes résolus par les RNA tels que la classification, la prédiction, la reconnaissance des formes et l'optimisation. Puis les différentes architectures des RNA sont étudiées.

Comme l'apprentissage est le processus le plus important pour le fonctionnement des RNA, nous citons les deux types d'apprentissage : supervisé et non supervisé ainsi que les règles d'apprentissage. La deuxième partie est consacrée à une étude détaillée du type de RNA choisi, le perceptron multi couche, en précisant son modèle de connectivité et ses fonctions d'activation. Nous étudions son algorithme d'apprentissage (la rétro-propagation du gradient), en passant par les paramètres du réseau, le problème de sur-apprentissage et la solution d'arrêt prématuré (ou early stopping). A la fin, nous terminons par la conclusion.

**Le Chapitre 4 : Implémentation** est présenté en deux parties : La première présentant le premier système de prédiction basée Web : Le système de prédiction de la charge électrique algérienne (24 heures en avant). Nous commençons par la base de données de la charge électrique utilisée, puis nous passons par l'organigramme des phases d'implémentation suivies, les choix des structures des réseaux et les résultats de l'apprentissage et du test.

La partie **Implémentation & interfaces** est consacrée aux pages web créées pour l'apprentissage et pour le test et leur fonctionnement. La deuxième partie présente le deuxième système de prédiction basée Web : le système de prédiction de l'échangeur de chaleurs (3 pas en avant) en suivant les mêmes étapes de la première partie.

La **Conclusion Générale** est consacrée à la conclusion de notre travail et nous tracerons les perspectives.



CHAPITRE I  
SÉRIES  
TEMPORELLES

## **I.1. Introduction**

Les séries temporelles sont incontournables en science comme dans la vie réelle. Ce chapitre débutera par les séries temporelles, leurs types, leur analyse ainsi que les objectifs de leur analyse. Ensuite, il traitera la prédiction des séries temporelles, un état de l'art sur leur analyse et prédiction et puis fera une comparaison des méthodes de prédiction des séries temporelles. En dernier lieu, les avantages des RNA pour la prédiction des séries temporelles seront cités.

## **I.2. Définition**

Une série temporelle est une collection de points de données qui sont généralement échantillonnées également sur des intervalles de temps [Kayacan et al., 2010]. La plupart des séries temporelles (courantes ou en commun) sont le résultat des systèmes inconnus, ou des systèmes incomplètement compris. Une série temporelle  $x(k)$  est définie comme une fonction  $x$  d'une variable indépendante  $k$ , générée à partir d'un système inconnu. Sa caractéristique principale est que son évolution ne peut être décrite avec précision [Belhouari et Bermak, 2004].

## **I.3. Types de séries temporelles**

Une série temporelle est un ensemble d'observations mesurées de façon séquentielle dans le temps. Ces mesures peuvent être continues dans le temps ou être prises comme un ensemble discret de points dans le temps. Par convention, ces deux types de séries sont appelés respectivement des séries temporelles continues et discrètes.

Pour une série temporelle continue, la variable observée est généralement une variable continue enregistrée sur une ligne continue, comme la mesure de l'activité cérébrale enregistrée à partir d'un Électrocardiogramme (ECG). La méthode habituelle d'analyser une telle série est d'échantillonner (ou numériser) la série à des intervalles de temps égaux pour donner une série temporelle discrète. Peu ou aucune information n'est perdue par ce processus à condition que l'intervalle d'échantillonnage soit assez petit.

En fait, les séries chronologiques discrètes peuvent être présentées par trois différentes manières:

1. Soit échantillonnées à partir des séries continues (par exemple la température mesurée à un intervalle horaire. Ces données peuvent être présentées soit par échantillonnage d'une ligne continue, comme noté précédemment, ou parce que les mesures sont prises seulement une fois en une heure);
2. Soit agrégées sur une période de temps (par exemple les ventes totales des mois successifs);
3. Intrinsèquement comme une série discrète (par exemple, le dividende des années consécutives versé par une entreprise).

Pour les trois types de séries chronologiques discrètes, les données sont généralement échantillonnées à des intervalles de temps égaux [Chatfield, 2000].

La figure suivante représente un exemple de série temporelle.

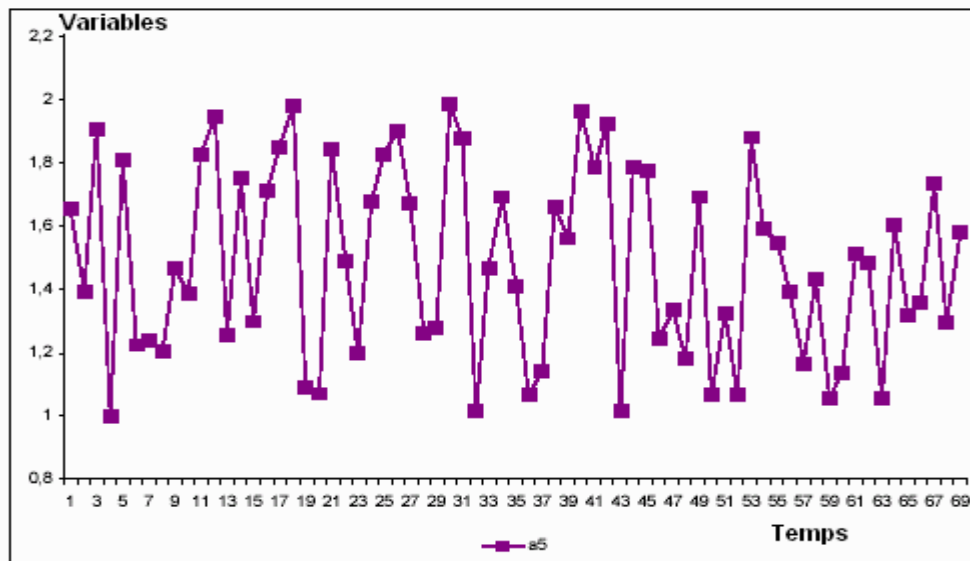


Figure I.1 : Exemple de série temporelle

#### I.4. Analyse des séries temporelles

L'analyse des séries temporelles est un problème important en sciences naturelles et en sciences d'ingénierie, d'un point de vue prédiction et compréhension du comportement du système étudié. Il existe de nombreuses applications d'analyse de séries temporelles dispersées dans la littérature de l'économie, système d'identification, la chimie, les statistiques, la reconnaissance des formes et les réseaux de neurones [Gestel et al., 2001].

### **I.4.1. Objectifs de l'analyse des séries temporelles**

Supposons que nous disposons de données sur une ou plusieurs séries chronologiques, comment allons-nous les analyser? La particularité des données des séries chronologiques est que les observations successives ne sont pas généralement indépendantes et l'analyse doit tenir compte de l'ordre dans lequel les observations sont collectées. Effectivement chaque observation sur une variable mesurée est une observation bi-variée avec le temps par rapport à la deuxième variable [Chatfield, 2000].

Les principaux objectifs de l'analyse des séries temporelles sont les suivants:

**I.4.1.1. La description :** Pour décrire les données en utilisant des méthodes statistiques et / ou des méthodes graphiques. Un graphe des données est particulièrement précieux [Chatfield, 2000].

**I.4.1.2. La modélisation :** Pour trouver un modèle statistique approprié dans le but de décrire le processus de génération des données, un modèle uni-varié d'une variable donnée est basé seulement sur les valeurs passées de cette variable. Par contre pour une variable donnée, un modèle à plusieurs variables peut se fonder, non seulement, sur les valeurs passées de cette variable, mais aussi, sur les valeurs présentes et passées d'autres variables (outil de prédiction). Dans le dernier cas, la variation d'une série peut aider à expliquer la variation d'autres séries. Bien sûr, tous les modèles sont des approximations et la construction du modèle est un art autant qu'une science [Chatfield, 2000].

**I.4.1.3. La prédiction :** Pour estimer la valeur future de la série, la plupart des auteurs utilisent les termes 'prévision' et 'prédiction' de façon interchangeable et nous suivrons cette convention. Il y a une distinction claire entre l'état stable de la prévision, où nous attendons à l'avenir d'être beaucoup comme le passé, et la prédiction « What-if » où un modèle de prévision multi-varié est utilisé pour explorer les effets des variables des politiques changeantes [Chatfield, 2000].

**I.4.1.4. Le contrôle :** Les bonnes prévisions permettent à l'analyste de prendre des mesures afin de contrôler un processus donné, s'il est un processus industriel, économique ou autre. Ceci est lié à la prédiction « What-if » [Chatfield, 2000].



En affaires, l'industrie et les organismes gouvernementaux, l'anticipation du comportement futur qui implique beaucoup de variables critiques pour la création des richesses de la nation est d'une importance vitale, d'où la nécessité d'adopter des décisions précises par les décideurs politiques. Par conséquent, un système de prédiction précis et fiable est nécessaire pour composer de telles prévisions [Sallehuddin et al., 2007].

Parmi ces quatre objectifs de l'analyse des séries temporelles, nous avons choisi la prédiction (ou the forecasting en anglais) pour la traiter en suivant notre problématique.

## **I.5. La prédiction des séries temporelles**

La prévision des séries temporelles est un problème particulier qui implique le traitement d'échantillons évoluant dans le temps [Coulibaly et al., 1999] et se réfère au processus par lequel les valeurs futures d'un système sont prédites en basant sur des informations obtenues à partir des points de données passés et actuels [Kayacan et al., 2010]. Les valeurs précédentes et futures des séries temporelles sont respectivement référées aux entrées et sorties du modèle de prédiction [Tikka et al., 2008]. Leurs modèles emploient l'extrapolation des données historiques pour l'estimation du futur [Al-Saba et El-Amin, 1999].

En général, la prédiction, avec un pas en avant, est nécessaire, et est appelée une prédiction à court terme. Si les prédictions, avec plusieurs pas en avant, sont nécessaires, elles sont connues comme prédictions à long terme [Tikka et al., 2008].

## **I.6. Séries temporelles (Etat de l'art)**

Des applications intéressantes de la prédiction de séries temporelles peuvent également être trouvées, par exemple, en climatologie, écologie, production de l'électricité et économie.

Les approches basées sur les statistiques et l'intelligence artificielle (soft computing) sont les deux principales techniques pour la prévision des séries temporelles vues dans la littérature. Bien que les modèles AR (Auto Regressive), MA (Moving Average), ARMA (Auto Regressive Moving Average), ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Average) et Box-Jenkins [Box et Jenkins, 1976] puissent être cités comme des modèles statistiques, les modèles basés sur les réseaux de neurones (RNA) [Quah et Srinivasan, 1999], [Rabiner, 1989] sont largement utilisés comme une approche basée sur l'intelligence artificielle, la rétro-propagation comme étant la technique la plus largement utilisée pour mettre à jour les paramètres du modèle. Toutefois, non seulement les modèles statistiques ne sont pas aussi

précis que les approches basées sur les réseaux de neurones pour les problèmes non linéaires mais aussi ils peuvent être trop complexes pour les utiliser pour prédire les valeurs futures d'une série temporelle [Kayacan et al., 2010].

D'autres approches intelligentes vues dans la littérature pour l'analyse des séries temporelles, notamment de la régression linéaire, Kalman filtering [Ma et Teng, 2004], les systèmes flous [Kandel, 1991], les modèles de Markov cachés [Rabiner, 1989] et les machines à vecteurs de support [Cao, 2003]. Certains modèles hybrides sont également trouvés dans la littérature: en [Versace et al., 2004], une combinaison d'algorithmes génétiques et réseaux de neurones a été proposée. En [Huang et Tsai, 2009], la régression à vecteurs de support (SVR) et la technique cartes auto organisatrices de Kohonen ont été hybridées afin de réduire le coût du temps d'apprentissage et d'améliorer la précision de la prédiction. Les techniques « High-order fuzzy logical relationships » et « genetic-simulated annealing » sont combinées en [Lee et al., 2008] pour la prévision de la température et de la prévision de l'échange future de Taïwan (TAIFEX), où les techniques « genetic-simulated annealing » ont été utilisées pour ajuster la longueur de l'intervalle dans l'univers du discours afin d'accroître la précision des prévisions.

La plupart des recherches se concentre sur la recherche d'un outil de prédiction précis des valeurs futures sur la base des dernières données disponibles [Gestel et al., 2001]. Le point commun entre leurs problèmes est le suivant: comment peut-on analyser et utiliser le passé pour prédire le futur? En général, ces méthodes essayent de construire un modèle de processus qui doit être prédit. Le modèle est ensuite utilisé sur les dernières valeurs de la série afin de prédire les valeurs futures [Editorial, 2007]. Ces modèles sont utilisés pour déterminer ou prévoir le comportement d'un phénomène représenté par une séquence d'observations.

Cependant, la création d'un modèle précis pour une série temporelle, qui représente des processus non linéaires ou des processus ayant une très grande variance, est très difficile [Arroyo1 et al., 2005]. La difficulté commune entre toutes ces méthodes est la détermination des informations suffisantes et nécessaires pour une bonne prédiction. Si l'information est insuffisante, les prévisions seront pauvres. Au contraire, si les informations sont inutiles ou redondantes, la modélisation sera difficile ou fausse [Editorial, 2007].

Ces dernières années, les réseaux neuronaux artificiels (RNA) ont été appliqués à de nombreux domaines des statistiques. Un de ces domaines est la prédiction des séries

chronologiques. Comme le RNA peut modéliser à la fois les structures linéaires et non linéaires des séries chronologiques, en utilisant les réseaux de neurones pour les prévisions, il peut donner de meilleurs résultats que d'autres méthodes [Aladag et al., 2009].

Le tableau I.1, résume les caractéristiques de chaque approche dans le cadre de la prévision. Le choix du modèle approprié est un problème inhérent à chaque approche : dans l'approche statistique, le choix du modèle approprié dépend du type de données (séries annuelles, mensuelles, hebdomadaires ou journalières) et de l'utilisation principale visée (prévision à court ou long terme, génération synthétique). L'approche méthodologique proposée par Box et Jenkins (1976) (identification, estimation, validation) laisse une place de choix au jugement subjectif de l'utilisateur par rapport au choix d'un modèle parmi de nombreux candidats [Coulibaly et al., 1999].

Par contre, le choix d'un modèle neuronal est indépendant du type de données, mais très dépendant de la complexité du phénomène ou du système considéré. Le choix du modèle adéquat pour un problème donné demeure une question complexe (statistique ou neuronal) [Coulibaly et al., 1999].

<b>Procédure générale de la Prévision</b>	<b>RNA (PMC)</b>	<b>Modèles stochastiques (famille ARMA)</b>
Construction du modèle	Pas de méthode standard, dépend de l'utilisateur, du contexte et/ou problème	Technique standard de Box et Jenkins (1976) : identification, estimation et validation
Condition de base	Données (pas de connaissance à priori)	Données et hypothèses de base (connaissances à priori)
Fonctionnement Mathématique	Apprentissage (recherche de régularité)	Régression linéaire (inférence mathématique)
Calcul de prévisions	Interpolation et/ou extrapolation (émulation du système)	Espérance mathématique (de la distribution de probabilité de l'observation future)

*Tableau I.1. Caractéristiques générales de la procédure de prévision (comparaison)*

## I.7. Pourquoi les RNA pour la prédiction des séries temporelles

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été utilisés avec succès pour résoudre un large éventail de systèmes. Le succès des applications des RNA est lié en réalité, au fait que ces réseaux soient correctement formés et configurés, ils deviennent capables d'approximer avec exactitude chaque fonction mesurable. Les neurones apprennent les patterns cachés dans les données et généralisent ces modèles, même en présence de bruit ou d'informations manquantes. Les prédictions sont effectuées par le RNA sur la base des données observées [Arroyo1 et al., 2005].

Hill et al. [Hill et al., 1996], par exemple, mentionnent les inconvénients suivants des modèles des séries temporelles statistiques que les modèles de réseaux de neurones pourraient résoudre:

- Sans expertise, il est possible de ne pas spécifier la forme fonctionnelle reliant les variables indépendantes et dépendantes, et ne pas parvenir à faire des transformations de données nécessaires.
- Les valeurs extrêmes peuvent conduire à des estimations biaisées des paramètres du modèle.
- Les modèles des séries temporelles sont souvent linéaires mais peuvent ne pas capturer le comportement non-linéaire [Kajitani et al., 2005].

L'observation des valeurs passées d'un phénomène afin d'anticiper son comportement futur constitue le cœur de la prévision [Arroyo1 et al., 2005]. Puisque le problème de prévision consiste à prédire la valeur future d'une variable ou d'un ensemble de variables basées sur les patterns passés, l'intérêt doit se focaliser sur le traitement temporel avec les RNA [Bassi et Olivares, 2006].

La prévision quantitative est basée sur les tendances de l'extraction du passé et leur projet dans le futur, en rendant le RNA très convenable, pour au moins deux raisons:

- Premièrement, il a été prouvé que le RNA est capable de réaliser une approximation numérique de toute fonction continue, avec la précision désirée. Ainsi, le RNA peut être considéré comme un modèle multi-varié, non linéaire et non paramétrique.
- Deuxièmement, le RNA utilise les méthodes « data-driven ». Ceci élimine le besoin d'élaborer un modèle mathématique et une estimation des paramètres. A partir d'une

paire de vecteurs d'entrée-sortie, les RNA sont capables d'établir une relation entre les entrées et les sorties et de la stocker dans les poids des neurones [Borlea et al., 2005].

Une variété d'architectures de réseaux de neurones a été examinée pour résoudre le problème de la prédiction de séries temporelles. Ces architectures comprennent: Le Perceptron Multi Couches (PMC) en [Lisi et Schiavo, 1999], [Faraway et Chatfield, 1998], [Stern, 1996], [Stern, 1996], [Lachtermacher et Fuller, 1995], [Jayawardena et Fernando, 1995]; les réseaux récurrents en [Jayawardena et Fernando, 1995] (la section 6.2), les fonctions à base radiale (RBF) en [Jayawardena et Fernando, 1998] et [Hutchinson, 1994]; la comparaison des PMC et RBF en [Hutchinson, 1994] et [Hutchinson, 1994] [Kajitani et al., 2005].

En outre, pour chaque problème de prédiction, il pourrait être appliqué pour prédire la prochaine étape appelée: "prédiction à un seul pas en avant», ou pour prédire de multiples autres étapes appelées: "prévision à plusieurs pas en avant" [Hutchinson, 1994].

## **I.8. Conclusion**

Les séries temporelles représentent des données historiques mesurées d'une manière ordonnée. Ces dernières sont prises dans le temps, ce qui implique leur nature dynamique et afin de les modéliser, plusieurs méthodes ont été citées dans ce chapitre en suivant l'un des quatre objectifs de l'analyse des séries temporelles.

Parmi ces objectifs, nous avons choisi la prédiction des séries temporelles en passant par un état de l'art des travaux réalisés dans ce domaine et une comparaison des approches.

Comme la prédiction des séries temporelles a été choisie dans ce chapitre, la méthode la plus utilisée pour la prévision est les réseaux de neurones artificiels. Pour cette raison, nous avons cité ses avantages en justifiant notre choix.



CHAPITRE II  
ETAT DE L'ART

## II.1. Introduction

La prédiction des séries temporelles est le cœur de notre recherche et en vue de la traiter, nous débutons ce chapitre par le choix de la charge électrique comme étant le premier exemple de séries temporelles à étudier, ses composants et caractéristiques. Il existe plusieurs approches dans ce domaine et dans le but d'en choisir une, nous citons les différentes méthodes utilisées, leurs avantages et inconvénients.

Les réseaux de neurones représentent la méthode qu'on va étudier et utiliser par la suite. Pour cette raison, nous les traitons pour la prédiction de la charge électrique à court, à moyen et à long terme en citant leurs avantages.

En suivant notre problématique de la prédiction Web à court terme, nous énumérons les avantages du Web et de l'Internet pour les RNA.

Nous choisissons aussi l'échangeur de chaleur comme étant le deuxième exemple de prédiction à court terme. Pour cela, nous définissons son rôle ainsi que quelques types d'échangeur.

## II.2. La charge électrique

L'exemple d'un problème de prédiction des séries temporelles qui peut être résolu par les RNA est la prédiction de la charge électrique [Arroyol et al., 2005]. Elle a toujours été une question importante dans l'industrie énergétique [Chen et al., 2004].

La charge électrique est l'une des variables clés pour les entreprises d'électricité, car elle détermine ses principales sources de revenu, en particulier dans le cas des distributeurs. Selon la charge prédite, la société fait des investissements et des décisions sur l'achat d'énergie auprès des sociétés de production et planifie pour la maintenance et l'expansion [Bassi et Olivares, 2006].

La gestion de la charge est une capacité requise par les centres de répartition de la charge et les services d'électricité. La réalisation de l'équilibre entre l'offre et la demande sur le marché de l'énergie et l'approvisionnement des clients avec plus d'efficacité sont disponibles via la gestion satisfaisante et fiable de la charge. La prévision de la charge est une exigence pour une gestion avec succès de cette dernière. Une prévision de la charge accomplie rend possible la planification avec plus de confiance pour l'avenir. Notamment, la prévision à long terme de la charge est conseillée pour l'entretien des installations d'électricité et pour la planification de la construction. Ainsi, les ingénieurs des systèmes électriques et les services

de la production/distribution d'électricité donnent de l'importance à la prévision de la charge [Karabulut et al., 2008].

### **II.2.1. Les composants et les caractéristiques de la charge électrique**

La prédiction de la charge électrique à un moment futur est un problème difficile en raison de la diversité de ses caractéristiques et de l'incertitude qui lui est associée. Les caractéristiques de la charge électrique dépendent de la nature des utilisateurs et les dispositifs d'utilisation finaux utilisés, tels que les moteurs, climatiseurs, éclairage, etc. De ce point de vue, la charge électrique peut être divisée en quatre grandes catégories:

- Résidentielle,
- Commerciale,
- Agricole et
- Industrielle [Badran et al., 2008].

Communément, la prévision de la charge des systèmes énergétiques est le problème populaire qui a un rôle important dans le développement économique et financier, l'expansion et la planification [Haque et al., 2005]. Des méthodes de prédiction précises de la charge électrique sont nécessaires pour accroître l'efficacité de la fourniture d'énergie électrique [Arroyo1 et al., 2005].

### **II.3. Méthodes de prédiction de la charge électrique**

Les analyses de la prévision de la charge peuvent être en général classées comme : prévision à court, à moyen et à long terme. Les prévisions horaires et journalières (24 heures) peuvent être considérées comme des prévisions à court terme de la charge. Les prévisions à moyen et à long terme couvrent les prévisions hebdomadaires, mensuelles, saisonnières et annuelles [Karabulut et al., 2008].

Les variations de la prévision à court terme de la charge sont tout à fait non-linéaires dues à la dépendance des connaissances mesurées sur des périodes courtes de quelques minutes à une heure. Les prévisions à moyen ou intermédiaire terme couvrent la durée de quelques jours à plusieurs mois. En prévision à long terme, le temps de prévision varie entre 1 et 10 ans. Le profil de la charge peut être obtenu en utilisant des estimations à court terme. Toutefois, les planificateurs du système d'alimentation exigent les prévisions à moyen et à long terme de la charge afin de prendre des décisions sur la planification d'entretien à moyen et à long terme, la préparation des programmes d'investissement futurs et les systèmes de développement de la production, du transport et de la distribution. La planification des investissements futurs pour



les constructions dépend considérablement de la précision de la prévision à long terme de la charge. Par conséquent, plusieurs méthodes d'estimation ont été appliquées pour la prévision à court, à moyen et à long terme de la charge. Les techniques classiques de prévision de la charge sont basées sur les statistiques. Les séries temporelles stochastiques, les modèles autorégressifs, les modèles de régression non-paramétrique ont été utilisés pour la prévision de la charge. Par ailleurs, plusieurs techniques de « soft computing » ont été utilisées comme estimateur de la charge, comme la régression floue, les cartes auto organisatrices de Kohonen, les réseaux de neurones non-fixes, les réseaux de neurones dynamiques, une combinaison entre l'analyse de régression et le système d'inférence floue, l'arbre de régression floue et le modèle de RNA le perceptron multicouches [Karabulut et al., 2008].

### **II.3.1. Méthodes des séries temporelles classiques et celles de la régression**

Les approches statistiques nécessitent un modèle mathématique explicite qui donne la relation entre la charge et les différents facteurs d'entrée. Plusieurs modèles classiques sont appliqués pour la prévision de la charge, par exemple les méthodes basées sur la régression, les méthodes de séries temporelles, modèles à espace d'états et le filtrage de Kalman [Hahn et al., 2009].

#### **II.3.1.1. Modèles basés régression**

Les modèles de régression sont assez courants pour les prévisions de la charge et utilisés pour modéliser la relation entre la charge et les facteurs externes, par exemple la météo et l'information du calendrier ou les types de clients. Généralement, la régression linéaire est utilisée, l'influence de la température est habituellement modélisée de manière non linéaire, cependant les méthodes de régression sont relativement faciles à implémenter [Hahn et al., 2009].

Un autre avantage est que la relation entre les variables d'entrée et les variables de sortie est facile à comprendre. Les modèles de régression permettent également l'évaluation des performances relativement facile (voir par exemple [Bruhns et al., 2005]). Comme indiqué en [Kyriakides et Polycarpou, 2007], il peut y avoir des problèmes inhérents à identifier le bon modèle, mais qui sont dus à la relation non-linéaire complexe entre la charge et les facteurs influents. D'autres inconvénients sont signalés en [Kyriakides et Polycarpou, 2007]. Plusieurs autres approches apparaissent dans la littérature - par exemple les modèles de régression basés sur la régression polynomiale locale pour la prédiction à court terme de la charge [Zivanovic, 2001], la régression non-paramétrique, ou les méthodes de régression robuste [Jin et al., 2004], [Charytoniuk et al., 1998]. Une description de nouvelles approches basées sur la

régression peut être trouvée en [Kyriakides et Polycarpou, 2007], [Feinberg et Genethli, 2005].

Hor et al. ont développé un modèle de régression multiple et analysé l'impact des variables météorologiques sur la demande de charge pour l'Angleterre et Pays de Galles [Hor et al., 2005]. Ils ont utilisé les données de 1989 à 1995 pour la base d'apprentissage et les données de 1996 à 2003 pour tester la précision. Leur objectif était de fournir un modèle de prédiction à long terme précis de la demande mensuelle.

En [Bruhns et al., 2005], ils ont présenté un modèle de régression non-linéaire pour la prédiction à moyen terme de la charge. Leur modèle est consacré à une prédiction horaire de la charge.

### II.3.1.2. Les approches des séries temporelles

Les approches des séries temporelles sont parmi les plus anciennes méthodes appliquées pour les prévisions de la charge. Ils se distinguent à plusieurs niveaux. Tout d'abord, il y a les méthodes uni-variée et multi-variée. Les premières sont généralement utilisées pour les prévisions de la charge à très court terme alors que les autres sont appliqués pour toutes les périodes de temps [Hahn et al., 2009].

Les séries temporelles sont généralement supposées être linéaires. Cependant, il faut noter que l'hypothèse de linéarité ne comprend pas généralement l'influence de la température. Dans ce cas, il semble y avoir un accord unanime pour que la non-linéarité de cette relation doive être préservée dans le modèle. Plusieurs auteurs appliquent des modèles non-linéaires. Une classe très simple est les modèles autorégressifs à moyenne mobile (Autoregressive Moving Average) ou les modèles ARMA [Hahn et al., 2009]. En bref, un processus stationnaire  $(X_t)_{t \geq 0}$  est appelé un processus ARMA  $(p, q)$  si détient

$$X_t - \sum_{k=1}^p \phi_k X_{t-k} = Z_t + \sum_{m=1}^q \theta_m Z_{t-q} \quad (\text{II.1})$$

Le processus  $(Z_t)$  doit être un bruit blanc de zéro moyenne et une dériviation standard constante  $r$ . Les principales étapes consistent à déterminer l'ordre  $p$  de la partie autorégressive (AR) et  $q$  de la partie (MA) et d'estimer les coefficients. Des approches communes pour l'estimation des coefficients utilisent le maximum de vraisemblance ou des variantes des moindres carrés. Il convient de noter que ces procédures exigent généralement un bruit gaussien [Hahn et al., 2009].

Toutefois, en [Huang et Shih, 2003], une procédure de modélisation ARMA pour la prévision à court terme de la charge a été présentée et qui permet aussi du bruit non gaussien.

Par la suite, le B désigne le retard ou l'opérateur backshift, c'est à dire,

$$BX_t = X_{t-1} \quad (\text{II.2}) \quad \text{mis en} \quad \phi(B) = 1 - \sum_{k=1}^p \phi_k B^k \quad (\text{II.3}) \quad \text{et} \quad \theta(B) = 1 + \sum_{m=1}^q \theta_m B^m \quad (\text{II.4})$$

La fonction (II. 4) peut être écrite comme :  $\theta(B) X_t = \theta(B) Z_t$  (II.5)

En [Huang et al., 2005] un modèle ARMAX  $\theta(B) L(t) = \theta(B) Z_t + \psi(B) U_t$  (II.6)

Avec  $\psi(B) = \sum_{m=1}^k \psi_m B^m$  (II.7)

Et une variable exogène  $U_t$  pour les prévisions de la charge horaire d'une journée et une semaine en avant pour quatre exemples de saisons en 1998, ont été présentés. La variable exogène dans le cas est notée la température. Au lieu les algorithmes classiques pour déterminer le modèle et pour estimer les coefficients, L'Optimisation par Essaims Particulaires (OEP) (ou Particle Swarm Optimization (PSO)) [Eberhart et Kennedy, 1995] a été appliquée afin de déterminer à la fois l'ordre du modèle et les coefficients. L'OEP est une méthode d'optimisation appelée méthode basée sur l'optimisation par essaims ou (swarm-based optimization method) qui appartient à la classe des méthodes de l'intelligence informatique.

Amjady a utilisé une version modifiée du modèle ARIMA afin de prédire la demande de la charge horaire et les pics de la charge journalière pour la prévision à court terme de la charge [Amjady et al., 2001].

Le modèle ARMA peut être étendu au modèle ARIMA. Ce modèle utilise les types de différenciation afin de faire face à la non-stationnarité. Un modèle ARIMA  $(p, d, q)$  est donc  $\phi(B)(1 - B)^d X_t(B)Z_t$ . Le paramètre  $d$  doit être un nombre entier.

Les modèles ci-dessus sont les modèles linéaires uni-variés le plus souvent utilisés pour les prévisions à court terme de la charge. Comme mentionné en [Taylor et al., 2006], les modèles ARIMA uni-variés sont souvent utilisés comme des modèles benchmark sophistiqués pour la prévision à court terme de la charge.

Amjady a utilisé une version modifiée du modèle ARIMA pour prédire la demande de la charge horaire et les pics de la charge journalière pour la prévision à court terme de la charge [Amjady et al., 2001].

Son modèle ARIMA modifié ne prend pas seulement en compte des charges passées, mais aussi des estimations des charges passées. Les estimations ont été fournies par des experts humains expérimentés. Ainsi, le modèle intègre la connaissance humaine. Tout

d'abord, Amjady a identifié quatre différents types de jour dans les données de la charge du réseau national iranien: samedi, dimanche au mercredi, jeudi et vendredi et les jours fériés.

Ces modèles ont été séparés à nouveau en modèles pour les jours chauds (température moyenne est supérieure à 23 degrés) et les jours froids. Au total, 16 modèles ont été utilisés.

Les paramètres ont été estimés à partir des données de 1996 à 1997 à partir du réseau national iranien et testés sur des données pour 1998. L'erreur absolue moyenne en pourcentage (ou Mean Absolute Percentage Error (MAPE)) des modèles allant de 1,48% (du dimanche au mercredi, chaud) à 1,99% (jours fériés, froid). Les modèles ARIMA / ARMA peuvent être étendus pour prendre en compte la saisonnalité. Plusieurs modèles ont été développés pour cette tâche. Par exemple, en [Taylor et al., 2006] un modèle autorégressif périodique (PAR) d'ordre  $p$  a été utilisé

$$Y_t = C_s + \phi_{s,1}Y_{t-1} + \dots + \phi_{s,p}Y_{t-p} + \varepsilon_{s,t} \quad (\text{II.8})$$

Voir [Espinoza et al., 2005] pour représenter les dynamiques périodiques des séries. Les paramètres sont autorisés à varier selon les saisons  $N_s$ . En [Espinoza et al., 2005], un modèle PAR (48) a été appliqué pour modéliser le comportement périodique intra quotidien des courbes de la charge alors que la saisonnalité mensuelle et hebdomadaire a été couverte par l'introduction de variables nominales. [Taylor et al., 2006], [Taylor et McSharry et al., 2008] ont présenté une comparaison de plusieurs méthodes uni-variées de la prévision à court terme de la charge.

Ils ont analysé quatre modèles principaux et deux fonctions benchmark. Les modèles choisis ont été ARIMA double saisonniers (en journée et en cycle de deux semaines), Le Modèle de Lissage Exponentiel (MLE) (ou Exponential Smoothing Model– ESM) pour la double saisonnalité, les réseaux de neurones artificiels et une méthode de régression avec l'analyse en composantes principales (ACP) [Taylor et al., 2006]. La méthode de lissage exponentiel adaptée par les auteurs est une extension de la méthode de lissage classique saisonnière de Holt-Winter pour incorporer deux cycles saisonniers

$$S_t = \alpha \frac{y_t}{D_{t-s1}W_{t-s2}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + T_{t-1}) \quad (\text{II.9})$$

$$T_t = \gamma(S_t - S_{t-1}) + (1 - \gamma)T_{t-1} \quad (\text{II.10})$$

$$D_t = \delta \frac{y_t}{S_t W_{t-s2}} + (1 - \delta)D_{t-s1} \quad (\text{II.11})$$

$$W_t = \omega \frac{y_t}{S_t W_{t-s1}} + (1 - \omega) W_{t-s2} \quad (\text{II.12})$$

$$\hat{y}_t(k) = (S_t + kT_t) D_{t-s1+k} + W_{t-s2+s} + \phi^k (y_t - ((S_{t-1} + T_{t-1}) D_{t-s1} W_{t-s2})) \quad (\text{II.13})$$

Voir [Taylor et al., 2006]. Les variables  $S_t$  et  $T_t$  désignent le niveau et la tendance lissée;  $D_t$  et  $W_t$  sont des indices saisonniers (intra-jour et intra-semaine) et  $\hat{y}_t(k)$  est la prévision à instant  $t + k$  du point de départ  $t$  [Taylor et al., 2006]. Les paramètres grec (sauf  $\phi$ ) sont les paramètres de lissage à déterminer. Le paramètre  $\phi$  est un ajustement de l'auto-corrélation du premier ordre.

La comparaison a été basée sur deux séries temporelles: la demande horaire pour Rio de Janeiro en 1996 (30 semaines, du 5 mai 1996 au 30 Novembre 1996) et la demande d'une demi-heure pour l'Angleterre et au Pays de Galles en 2000 (30 semaines, du 27 Mars au 22 octobre). Différentes mesures de l'erreur ont été considérées, cependant, seule l'erreur absolue moyenne en pourcentage a été signalée depuis d'autres mesures d'erreur conduisent à des résultats similaires.

La méthode de lissage exponentiel est apparue comme la meilleure approche. En [Taylor et McSharry et al., 2008], l'étude a été étendue à une évaluation de six méthodes uni-variées basées sur la demande d'électricité de dix pays européens. Encore une fois, la méthode de lissage exponentiel double saisonnière a été trouvée pour donner de meilleurs résultats, avec une erreur absolue moyenne en pourcentage en dessous de 2%, même pour le plus long délai de 24 heures. Comme il peut être vu, les approches basées sur les séries temporelles sont très fréquentes. Toutefois, plusieurs inconvénients sont signalés. Comme les approches basées sur la régression, les approches de temporelles peuvent souffrir d'instabilités numériques [Huang et Shih, 2003], [Kyriakides et Polycarpou, 2007].

### II.3.2. L'intelligence artificielle et les méthodes de l'intelligence informatique

L'intelligence informatique (ou computational intelligence) est un domaine de recherche relativement nouveau. L'expression « intelligence informatique » est couramment utilisée pour désigner les domaines des systèmes flous, les réseaux de neurones artificiels (RNA), le calcul évolutionnaire, L'intelligence en essaim. Parmi ces domaines, les réseaux de neurones sont le sous-type qui est le plus souvent appliqué à la prévision de la charge [Hahn et al., 2009].

#### II.3.2.1. Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont calqués sur le principe de base du fonctionnement du cerveau humain. Ils se composent de plusieurs neurones. Un neurone reçoit des informations

sur ses nœuds d'entrée et agrège les informations, Ensuite, il détermine son activation et sa réponse se propage sur le nœud de sortie à d'autres neurones [Hippert et al., 2001].

L'intérêt des RNA réside dans leur capacité d'apprendre des relations complexes à partir de données numériques. Ce sont donc des méthodes numériques qui appartiennent au domaine des méthodes non paramétriques, en ce sens qu'ils ne reposent pas sur un modèle (probabiliste) explicite des données. Il a été également démontré qu'un réseau de neurones ayant une couche cachée et une fonction sigmoïde est un « approximateur universel » (Irie et Miyake 1988; Hornik et al. 1989; Cybenko 1989) en ce sens qu'il peut approximer toute fonction multi-variable non linéaire et ses dérivées avec une précision fixée, pourvu qu'il soit soumis à un apprentissage efficace. Ce potentiel d'approximation est cependant difficile à exploiter, car il n'existe à ce jour aucune méthodologie précise permettant de réaliser avec certitude l'approximation désirée pour un système donné. C'est pourquoi le choix et l'application d'un modèle neuronal demeure un domaine de recherche très actif contrairement aux modèles stochastiques classiques [Gestel et al., 2001].

Les réseaux de neurones sont très fréquemment utilisés pour la prévision de la charge, voir par exemple [Hippert et al., 2001]. Comme indiqué en [Hippert et al., 2005], en 1998, un logiciel basé sur la technologie des réseaux de neurones a été utilisé par plus de 30 services électriques aux États-Unis.

Plusieurs sous-types de réseaux de neurones existent, voir par exemple [Bishop, 1995]. En prévision de la charge, par exemple, les réseaux de la fonction à base radiale (RBF) [Ranaweera et al., 1995], [Gonzalez-Romera et al. 2006], les cartes auto-organisatrices [Becalli et al., 2004] pour le clustering, les réseaux de neurones récurrents [Senjyu et al., 2004], [Tran et al., 2006] sont utilisés. Cependant, les réseaux de neurones feed-forward (ou perceptron multicouches) sont le sous-type qui est le plus souvent appliqué [Hippert et al., 2001], [Hippert et al., 2005], [Gonzalez-Romera et al. 2006], [Becalli et al., 2004], [Ringwood et al., 2001]. Un réseau de propagation en avant se compose de plusieurs couches successives de neurones avec une couche d'entrée, plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Les neurones sont connectés en utilisant des vecteurs de poids et ni feedback, ni connexion intra couches n'existent [Hahn et al., 2009].

Un neurone  $i$  prend donc la sortie de ses neurones d'entrée  $k$ , calcule la somme pondérée, soustrait le biais  $\theta_i$  et applique la fonction d'activation :  $y_i = a(\sum_{k=1}^m w_{ik} x_k - \theta_i)$  (II.14)

L'apprentissage de base ou la procédure de réglage du poids est la rétro-propagation (une forme de plus grande pente) qui propage l'erreur vers l'arrière et ajuste les poids en

conséquence [Bishop, 1995]. Souvent, une seule couche cachée est utilisée (voir par exemple [Becalli et al., 2004], [Fidalgo et Matos, 2007], [Hippert et al., 2005]). Hippert et al. [Hippert et al., 2005] ont fourni une comparaison de grands réseaux de neurones (réseaux de neurones avec un grand nombre de neurones et de poids) avec plusieurs approches classiques. Les approches classiques variaient de méthodes de prévision naïves sur des filtres de lissage et la combinaison des filtres de lissage avec la régression linéaire. En outre, les hybridations des filtres de lissage et les réseaux de neurones ont été considérées. La tâche a été de prévoir le profil de la charge de 24 heures sur la base de données à partir d'un service local à Rio de Janeiro. Les charges horaires et la température d'avril 1996 à Décembre 1997 ont été utilisées pour créer, tester et valider le modèle de prévision. Hippert et al. [Hippert et al., 2005] trouvent les grands réseaux de neurones pour un meilleur rendement, non seulement, avec la plus petite erreur absolue moyenne en pourcentage (2,35 - 2,65%), mais aussi, avec une moindre propagation des erreurs. En conclusion, les grands réseaux de neurones artificiels peuvent être considérés comme modèles concurrents avec d'autres modèles en mesure où la prévision des profils de la charge est concernée [Hahn et al., 2009].

### II.3.2.2. Machines à vecteurs de support (ou support vector machines (SVM))

Machines à vecteurs de support (voir par exemple [Vapnik, 1995]) ou, plus précisément la régression par machines à vecteurs de support (ou Support Vector Regression (SVR)) ont été récemment introduites relativement dans le domaine de la prévision de la charge, p.ex. en [Chen et al., 2004], [Niu et al., 2007c], [Hsu et al., 2006], [Kyriakides et Polycarpou, 2007], [Afshin et Sadeghian, 2007], [Li et al., 2007]. Machines à vecteurs de support sont généralement utilisées pour la classification des données et la régression. Ce sont des approches non linéaires basées Kernel. Au lieu d'effectuer la régression dans l'espace  $(x,y)$ , les données  $x$  sont mappées dans un espace de dimension supérieure en utilisant une fonction de mapping  $\phi$ . La régression à vecteurs de support résout donc :

$$\min_{w,b,\xi,\xi^*} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \quad (\text{II.15})$$

$$y_i - 1 - (W^T \theta(x_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i \quad (\text{II.16})$$

$$(W^T \theta(x_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \quad (\text{II.17})$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0 \quad (\text{II.18})$$

Avec  $\xi_i$  l'erreur inférieure d'apprentissage ( $\xi_i$  est le plus élevé) sous réserve de

$$|y - (W^T \theta(x) + b)| \leq \varepsilon \quad [\text{Chen et al., 2004}].$$

Au lieu de résoudre le problème dans l'espace primal, il est possible de passer à une double représentation.

$$\min_{\alpha, \alpha^*} \frac{1}{2} (\alpha - \alpha^*)^T Q (\alpha - \alpha^*) + \varepsilon \sum_{i=1}^1 y_i (\alpha - \alpha_i^*) \quad (\text{II.19})$$

Sous réserve de

$$\sum_{i=1}^1 (\alpha - \alpha^*) = 0 \quad (\text{II.20})$$

$$0 \leq \alpha, \alpha^* \leq C \quad (\text{II.21})$$

Avec  $Q_{ij} = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$  (II.22) [Chen et al., 2004]. La fonction de mapping  $\phi$  ou, plus exactement, le produit scalaire reste à déterminer. Au lieu d'un calcul explicite, les kernels spéciaux sont appliqués. Des exemples couvrants :

$$\text{Kernels linéaires } \phi(x_i)^T \phi(x_j) = x_i^T x_j \quad (\text{II.23})$$

Kernels polynomiaux

$$\phi(x_i)^T \phi(x_j) = (x_i^T x_j + b)^d \quad (\text{II.24})$$

Et la fonction à base radiale (RBF) Kernels

$$\phi(x_i)^T \phi(x_j) = \exp(-\gamma |x_i - x_j|^2) \quad (\text{II.25})$$

Dans le contexte de prévision de la charge, RBF kernel est utilisé dans la plupart des cas. Chen et al. [Chen et al., 2004] ont appliqué la régression à vecteurs de support pour la prévision à moyen terme de la charge. Le contexte de la demande a été un concours organisé par EUNITE (EUropean Network on Intelligent TEchnologies for Smart Adaptive Systems).

L'objectif du concours était de prédire la demande de la charge (les charges des pics journalières) en Janvier 1999. Les données mises à la disposition comprennent les charges des demi-heures de 1997 à 1998, la température quotidienne moyenne de 1995 à 1998 et les dates des vacances de 1997 à 1999.

La méthode SVR développée par Chen et al. [Chen et al., 2004] a remporté le concours EUNITE suivie de l'approche « Adaptive Logic Network » [Esp, 2002], l'approche



d'apprentissage par la machine ou (machine-learning) similaire à la norme des réseaux de neurones feed-forward. En [Chen et al., 2004], une extension de l'étude originale EUNITE a été présentée. La meilleure approche atteint une erreur absolue moyenne en pourcentage à 1,95%. Il s'agissait d'une SVR utilisant l'information de la charge des sept derniers jours et des informations du calendrier comme variables d'entrée.

Pour l'apprentissage, seulement les données d'hiver, i.e, l'information de la charge de Janvier à Mars et d'Octobre à Décembre a été prise en considération, puisque les auteurs ont identifié deux patterns nettement séparés pour la charge des séries temporelles d'été et d'hiver [Chen et al., 2004].

### **II.3.2.3. Approches hybrides et d'autres approches**

Les approches hybrides sont aussi très fréquentes. En général, ces approches combinent deux ou plusieurs approches différentes afin de surmonter certains inconvénients des méthodes originales. Fréquemment, les combinaisons des méthodes de l'intelligence informatique et des méthodes classiques ou de plusieurs méthodes de l'intelligence informatique peuvent être observées. Nous avons déjà mentionné que l'OEP a été utilisée pour déterminer l'ordre et les coefficients d'un modèle ARMAX [Huang et al., 2005]. L'OEP [Eberhart et Kennedy, 1995] est également utilisée en combinaison avec les réseaux de neurones flous [Liao, 2007], les réseaux de neurones [Bashir et El-Hawary, 2007], [Niu et al., 2007a], et les machines à vecteurs de support [Kyriakides et Polycarpou, 2007]. Les modèles essaims particuliers modélisent le comportement grégaire d'une volée d'oiseaux ou un banc de poissons. Il se compose d'une population de plusieurs individus, chacun représente une solution possible. Les individus améliorent leurs positions et vitesses basées sur la mémoire des mieux placés et les mieux placés en voisinage (ou tout l'essaim) [Engelbrecht, 2006]. Fréquemment, les algorithmes génétiques ou d'autres algorithmes évolutionnaires sont appliqués en combinaison avec les réseaux neuronaux artificiels ([Aquino et al., 2007], [El Desouky et al., 2001], [Liao et Tsao, 2006]. En [Huo et al., 2007] la programmation génétique (voir [Eiben et Smith, 2003] a été utilisée directement pour la prévision de la charge. En bref, les algorithmes évolutionnaires imitent l'évolution naturelle: ils sont basés sur la recherche de la population ou des heuristiques d'optimisation qui appliquent les principes de la recombinaison, mutation et de sélection pour trouver de bonnes solutions.

Comme ces algorithmes sont, d'une part, basés sur la population et sur les autres algorithmes randomisés, ils sont censés être plus robustes contre une convergence vers un optimum local et le bruit [Kyriakides et Polycarpou, 2007]. En outre, ils ne nécessitent pas des mêmes hypothèses de restreindre telles que certaines approches classiques. La

programmation génétique est un algorithme évolutionnaire spécifique qui évolue les « programmes » ou directement les fonctions. En dehors de la programmation génétique, les algorithmes évolutionnaires et l'OEP semblent être appliqués principalement pour déterminer un réglage optimal des paramètres de contrôle de la méthode principale [Hahn et al., 2009].

## **II.4. La prédiction à court, à moyen et à long terme de la charge électrique en utilisant les RNA**

Les techniques modernes de prévision de la charge, en particulier les méthodes de réseaux de neurones artificiels sont particulièrement attrayantes, car elles ont la capacité de gérer les relations non-linéaires entre la charge, la température de la météo et les facteurs qui les affectent directement [Tripathi et al., 2008]. Les RNA ont figuré en bonne place dans la littérature de prévision de la charge [Taylor et McSharry et al., 2008]

### **II.4.1. La prédiction à court terme de la charge**

Pour l'économie et l'opération sûre des systèmes d'alimentation énergétique, une technique précise de prévision à court terme de la charge est essentielle [Tripathi et al., 2008]. Sur un intervalle allant d'une heure à une semaine, elle est importante pour de diverses applications telles que l'engagement de l'unité, le dispatching économique, la planification du transfert de l'énergie et du contrôle en temps réel [Haque et al., 2005] et l'équilibre entre la charge de l'énergie et la génération comme un moyen efficace de contrôler le fonctionnement du système et le marché de l'électricité [Bassi et Olivares, 2006].

#### **II.4.1.1. Pourquoi les RNA pour la prédiction à court terme ?**

Les réseaux de neurones ont été utilisés par de nombreux auteurs afin de donner d'excellents résultats pour la prévision à court terme de charge, en raison de la présence des composantes non-linéaires autorégressives de la charge et la nature non-stationnaire des séries [Faya et al., 2003].

Beaucoup d'études ont été réalisées pour l'utilisation des prévisions à court terme de la charge avec des méthodes différentes. Certaines de ces méthodes ont des limites principales telles que la négligence de quelques conditions d'attribut de prévision, la difficulté de trouver des relations fonctionnelles entre tous les attributs d'une variable et la demande de la charge instantanée, la difficulté de mettre à niveau l'ensemble des règles qui régissent un système expert et l'incapacité de s'adapter aux changements rapides des systèmes non-linéaires.

Les RNA peuvent être utilisés pour résoudre ces problèmes. La plupart des projets utilisant les RNA ont pris en considération de nombreux facteurs tels que les conditions météorologiques, les vacances, les week-ends et les jours de matchs spéciaux, en modèle de

prévision, avec succès. Ceci est dû à la capacité d'apprentissage des RNA avec de nombreux facteurs d'entrée [Haque et al., 2005].

#### **II.4.2. La prédiction à moyen terme de la charge**

La prédiction va d'un mois à cinq ans et est utilisée pour acheter suffisamment de carburant pour les centrales électriques après que les tarifs de l'électricité soient calculés [Bosque, 2004].

La prédiction à moyen et à long terme de la charge est nécessaire pour planifier la maintenance, la planification hydraulique, le carburant, la génération et planification de l'expansion de transmission [Haque et al., 2005].

#### **II.4.3. La prédiction à long terme de la charge**

Couvrant de 5 à 20 ans ou plus, elle est utilisée par les ingénieurs de planification et les économistes pour déterminer la taille des centrales de production qui réduisent au minimum les coûts fixes et variables [Haque et al., 2005].

##### **II.4.3.1. Pourquoi les RNA pour la prédiction à long terme ?**

Les principaux avantages de RNA qui ont augmenté leur utilisation dans les prévisions à long terme sont les suivants:

1. Être mené off-line, sans limite de temps et couplage direct au système énergétique pour l'acquisition de données.
2. Etre capable d'ajuster les paramètres pour les entrées du RNA qui n'ont pas de relation fonctionnelle entre elles telles que les conditions météorologiques et le profil de la charge [Haque et al., 2005].

En raison de sa grande importance économique et la grande complexité des systèmes énergétiques et électriques, la prévision à court terme de la charge électrique a été soumise à des améliorations constantes dans lesquelles de nombreuses techniques ont été utilisées [Jain et al., 2009].

La figure II.1 (page suivante), montre les pourcentage des articles publiés au cours des cinq années (2000-2005) des trois types de prévision de la charge électrique [Haque et al., 2005].

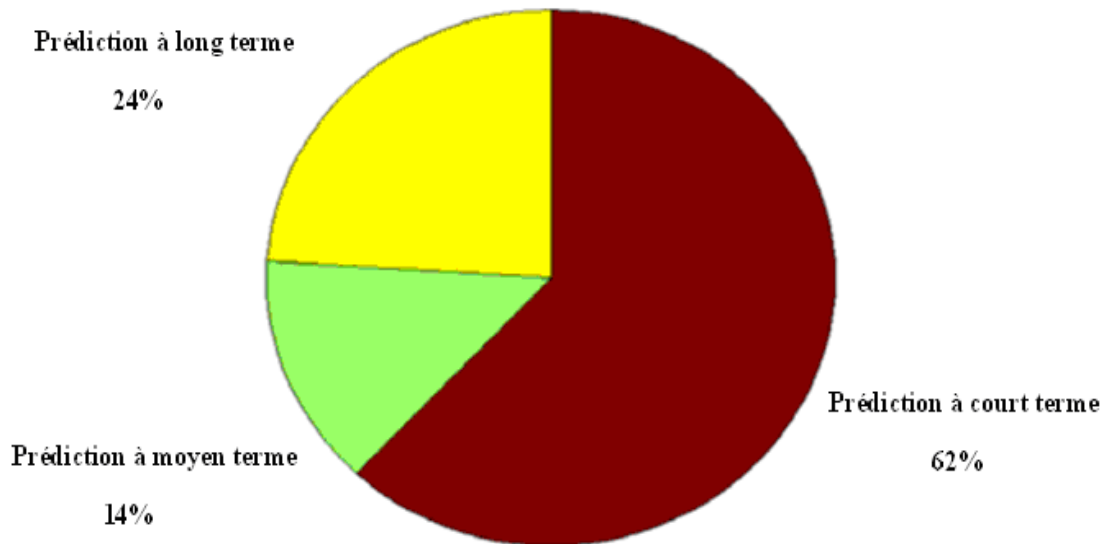


Figure II.1. Types de prévision de la charge réalisés avec les RNA

A partir des données fournies dans ce graphique, nous remarquons que le grand pourcentage des prévisions de la charge réalisées avec les RNA est effectué à la prédiction à court terme avec 62% par rapport à 24% pour la prédiction à long terme et 14% à la prédiction à moyen terme. L'introduction à la déréglementation dans l'industrie de l'électricité rend la prédiction à court terme de la charge électrique beaucoup plus importante.

La prédiction à court terme de la charge électrique, en utilisant les réseaux de neurones, est au cœur de nombreux travaux. Les chercheurs de ce domaine ont utilisé différents types de RNA afin d'obtenir de meilleurs résultats en testant la performance de leurs architectures choisies en terme de précision de la prédiction. Cependant, nous avons remarqué que presque tous les travaux réalisés dans ce domaine ont été implémentés en mono poste, alors pourquoi ne pas partager les systèmes ou applications implémentés en multi postes?

En vue de créer une communication entre le système de prédiction implémenté et les utilisateurs à travers le monde et les partager, nous pouvons accéder au web et aux services fournis par l'Internet.

Le Web est devenu ubiquitaire et un moyen de communication efficace pour la collecte et le partage de l'information [Song, 2008]. Comme les applications Internet deviennent de plus en plus avancées, grâce à la technologie basée Web [Fay et al., 2001] et parce que l'Internet continue d'évoluer, la technologie Web applique systématiquement les applications Web et le développement des systèmes. Pour ces raisons et pour combiner l'accès au Web avec la capacité de prédiction des réseaux de neurones artificiels, nous avons orienté notre recherche vers la prédiction basée web des séries temporelles de la charge électrique.

## **II.5. Réseaux de neurones basés Web et les raisons de l'utilisation de l'Internet**

Le réseau de neurone artificiel basé web est un type particulier de réseau de neurones conçu spécialement pour être exécuté sur l'Internet. Ainsi, il peut être utilisé comme une partie d'une page Web, ou inclus dans un site web [Bosque, 2004].

L'Internet nous offre plusieurs avantages.

- Le net offre un accès automatique à notre réseau de neurones pour les utilisateurs dans le monde entier.
- Publier notre réseau de neurones sur le web [Bosque, 2004].

La combinaison de l'accès étendu via l'Internet et les capacités de prédiction des RNA permet une construction d'un outil de diagnostic puissant qui est disponible pour tous les utilisateurs de l'Internet [Polak et Mendyk, 2008].

En suivant notre problématique qui se focalise principalement sur le Web et les différents services fournis par l'internet afin de réaliser une prédiction basée Web en choisissant la prédiction à court terme comme type de prédiction en raison des nombreux avantages cités précédemment. Cette prédiction a été orientée au secteur économique et plus précisément la charge électrique traitée comme des séries temporelles par les réseaux de neurones artificiels.

Le deuxième exemple choisi pour tester la performance des RNA pour la prédiction à court terme, est l'échangeur de chaleur, en choisissant ses entrées telles que la température et l'humidité comme deuxième exemple de séries temporelles.

## **II.6. L'échangeur de chaleur**

Dans les sociétés industrielles, l'échangeur de chaleur est un élément essentiel de toute politique de maîtrise de l'énergie. Une grande partie de l'énergie thermique utilisée dans les procédés industriels transite au moins une fois par un échangeur de chaleur, aussi bien dans les procédés eux-mêmes que dans les systèmes de récupération de l'énergie thermique de ces procédés. Les échangeurs constituent donc un des dispositifs clé du thermicien, et sont un composant quasi inévitable dans la maîtrise de l'énergie [Finkbeiner et al., 1993].

Ils sont utilisés principalement dans les secteurs de l'industrie (chimie, pétrochimie, sidérurgie, agro-alimentaire, production d'énergie, etc.), du transport (automobile, aéronautique), mais aussi dans le secteur résidentiel et tertiaire (chauffage, climatisation, etc.) [Laetitia, 2003].

### **II.6.1. Définition**

L'échangeur de chaleur est un équipement qui permet d'assurer un transfert de chaleur d'un fluide chaud à un fluide froid sans contact direct entre les deux fluides. Le même fluide peut conserver son état physique (liquide ou gazeux) ou se présenter successivement sous les deux phases : c'est le cas des condenseurs, évaporateurs, bouilleurs, ou des tours de refroidissement [Afgan et Schlunder, 1974], [Ozisik, 1980], [Sacadura, 1993].

En principe, pour les échangeurs les plus courants dans l'industrie, les deux fluides s'écoulent dans des espaces séparés par une paroi ou cloison à faible inertie thermique au travers de laquelle les échanges se font par conduction. En effet, la chaleur que l'un des fluides cède à la paroi par convection le long de la surface de contact est transférée par conduction et est cédée à l'autre fluide par convection le long de l'autre face. Le rayonnement n'intervient de manière significative que s'il existe des différences de température très importantes entre un fluide semi-transparent et la paroi [Laetitia, 2003].

Les caractéristiques des échangeurs se situent dans une gamme très étendue en encombrement, en puissance échangée, en pression et en température. Les exigences de fonctionnement, les différentes normes imposées par le législateur pour la conception de tels appareils, les technologies ainsi que les matériaux utilisés sont inévitablement variés et difficilement comparables [Laetitia, 2003].

Il devient donc difficile d'établir une classification rigoureuse sans faire le choix incontestablement restrictif d'un critère. Le plus souvent, les échangeurs de chaleur sont classifiés selon la configuration d'écoulement des fluides considérés et selon leur type de construction [Laetitia, 2003].

### **II.6.2. Quelques types d'échangeurs de chaleur**

Les principaux types d'échangeurs de chaleur rencontrés sont les suivants :

- les échangeurs tubulaires ;
- les échangeurs à plaques.

### II.6.2.1. Les échangeurs tubulaires

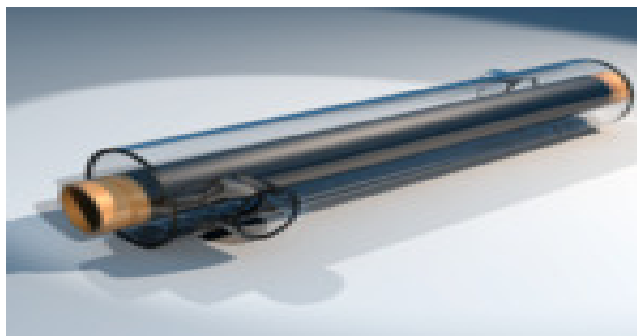
Les échangeurs tubulaires représentent encore près de la moitié des échangeurs thermiques vendus en France et en Europe [Finkbeiner et al., 1993]. Ils présentent un certain nombre d'avantages : en particulier ils sont faciles à fabriquer, relativement bon marché, de maintenance aisée et surtout ils peuvent être utilisés à des pressions élevées et à de fortes températures. Leur robustesse et leur fiabilité contrebalancent leur encombrement. On distingue, le plus souvent, trois catégories :

les échangeurs monotubes pour lesquels le tube est placé dans un réservoir ;

les échangeurs coaxiaux pour lesquels les tubes sont le plus souvent cintrés ;

les échangeurs multitubulaires qui existent sous 4 formes :

- Les échangeurs à tubes séparés;
- Les échangeurs à tubes rapprochés;
- Les échangeurs à tubes ailetés qui permettent d'améliorer le coefficient d'échange;
- Les échangeurs à tubes et calandre où la calandre est une enveloppe métallique cylindrique entourant un faisceau de tubes [Laetitia, 2003].



*Figure II.2. Échangeur tubulaire*

### II.6.2.2. Les échangeurs à plaques

De création plus récente que les échangeurs tubulaires, les échangeurs à plaques ont subi depuis leur création, il y a environ 60 ans, des améliorations substantielles. Ils sont formés par l'empilement d'un ensemble de plaques métalliques embouties, au travers desquelles s'effectue le transfert de chaleur entre deux fluides. S'ils ne peuvent pas toujours être utilisés pour les températures élevées et les fortes pressions, les échangeurs à plaques bénéficient d'avantages tenant notamment à leur meilleur rendement et à leur compacité [Laetitia, 2003].

Il existe d'autres échangeurs à plaques dont la diffusion est moins importante tels que les échangeurs à spirales et les échangeurs à plaques brasées [Laetitia, 2003].

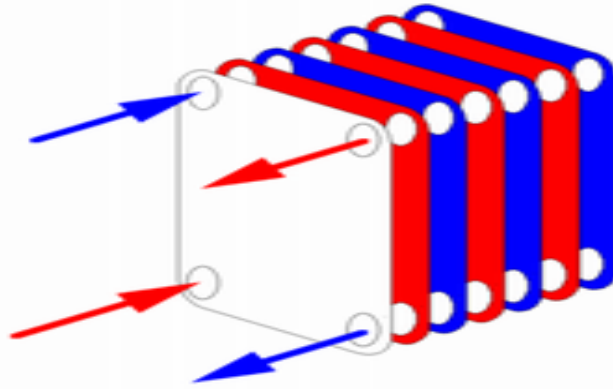


Figure II.3. Échangeur à plaques

### II.6.2.3. Autres types d'échangeurs

Parmi les échangeurs thermiques, il convient également de citer les échangeurs où l'un des deux fluides change de phase. Il s'agit du cas particulier des évaporateurs – tubulaires ou à plaques – où le fluide froid passe de l'état liquide à l'état gazeux, et des condenseurs – tubulaires ou à plaques – où le fluide chaud passe de l'état gazeux à l'état liquide. Ils sont généralement utilisés pour concentrer une solution, refroidir un fluide ou produire de la vapeur [Laetitia, 2003].


## II.6. Conclusion

La charge électrique est un mot clé dans le domaine énergétique et sa prédiction, selon le type utilisé, soit prédiction à court, à moyen ou à long terme, est un processus important afin de prendre des décisions. Pour cela, nous avons cité les caractéristiques de la charge, les différentes méthodes de prédiction ainsi que les travaux réalisés. Cette recherche nous a permis de conclure que la plupart des travaux ont été réalisés en monoposte, ce qui implique la question suivante : Pourquoi ne pas investir des avantages du Web et de l'internet qui sont devenus le moyen le plus rapide pour communiquer, coopérer, coordonner et partager l'information?

En suivant notre problématique, basée sur trois axes : la prédiction à court terme, les RNA et le Web, nous avons entamé les réseaux de neurones basés Web et les avantages de l'Internet dans ce domaine.

Dans le même domaine énergétique et en vue d'utiliser la programmation Web pour la prédiction à court terme en utilisant les réseaux de neurones artificiels, nous avons choisi l'échangeur de chaleur comme étant le deuxième modèle de prédiction, en citant quelques types d'échangeur.





CHAPITRE III  
RÉSEAUX DE  
NEURONES  
ARTIFICIELS

### III.1. Introduction

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes qui imitent le fonctionnement biologique du cerveau humain. L'objectif de ce chapitre est de rentrer dans le monde des réseaux de neurones artificiels. Dans un premier temps, ce chapitre fournit une définition aux réseaux de neurones suivie de l'historique des RNA en passant par leur chronologie de développement.

Ensuite, une partie comprendra l'explication des différences et des similarités existantes entre le neurone biologique et le neurone artificiel en détaillant les composants principaux.

Comme pour toute technologie, il est primordial de connaître le moment propice d'utilisation des réseaux de neurones.

Par ailleurs, nous allons voir les différents types de réseaux de neurones artificiels. Cette introduction fournit un aperçu sur les architectures des réseaux de neurones et explique la manière de construire un type de réseau de neurones. Ceci permet d'entamer la topologie des RNA.

Enfin, nous allons détailler leur mise en réseaux ainsi que le Perceptron Multi Couches (PMC) et discuter sur la façon dont ce réseau est entraîné en détaillant l'algorithme d'apprentissage de rétro propagation ainsi que le problème de sur apprentissage et la méthode arrêt prématuré.

### III.2. Définition

Les réseaux neuronaux sont des systèmes informatiques des neurones biologiques, composés d'éléments de calcul non-linéaires fonctionnant en parallèle [Tai et Wu, 2006]. Formellement, « *Un réseau de neurones est un processus distribué de manière massivement parallèle, qui a une propension naturelle à mémoriser des connaissances de façon expérimentale et de les rendre disponibles pour utilisation. Il ressemble au cerveau en deux points:*

1. *La connaissance est acquise au travers d'un processus d'apprentissage,*
2. *Les poids des connections entre les neurones sont utilisés pour mémoriser la connaissance. » [Laskaria et al., 2006].*

Les scientifiques ont été inspirés par les capacités du cerveau humain pour le traitement de l'information et la résolution de problème. Par conséquent, les concepteurs des réseaux neuronaux essaient de mettre l'intelligence dans ces systèmes sous la forme de la capacité généralisée d'apprendre et de reconnaître des modèles afin de montrer des fonctionnalités intelligentes similaires telles que l'homme [Eletter et Yaseen, 2010]. L'élément clé de ce paradigme est la structure originale du système de traitement de l'information. Il est composé d'un grand nombre d'éléments de traitement fortement interconnectés (neurones) travaillant en parallèle pour résoudre des problèmes spécifiques. Les réseaux de neurones artificiels, comme les gens, apprennent par l'exemple [Hussain et al., 2007].

Les réseaux de neurones constituent une émergente technologie d'intelligence artificielle qui imite le cerveau humain sur l'ordinateur [Eletter et Yaseen, 2010]. Cette technologie est considérée comme une imitation artificielle des neurones du cerveau humain afin de modéliser leurs structures, leurs interconnexions, leur fonctionnement et notamment leur capacité d'apprendre une information afin de résoudre une certaine catégorie de problèmes.

Les réseaux de neurones artificiels jouent un rôle de plus en plus important dans les applications financières pour des tâches telles que la reconnaissance des formes, la classification et la prédiction des séries temporelles [Eletter et Yaseen, 2010].

### **III.3. Historique des réseaux de neurones artificiels**

L'étude des réseaux de neurones (RN) (appelés aussi réseaux de neurones artificiels ou formels, modèles connexionnistes, modèles de traitement distribué parallèle ou encore réseaux neuromimétiques) a pris ses origines dans l'étude du système nerveux des êtres vivants en se basant principalement sur le concept de neurone. Un neurone est une cellule particulière possédant des extensions par lesquelles il peut distribuer des signaux à d'autres cellules ou en recevoir. L'intention d'une telle étude est d'imiter certaines des fonctions du cerveau humain en reproduisant certaines de ses structures de base. Les efforts conjugués des chercheurs de différentes disciplines telle que la biologie, les sciences cognitives et les sciences de l'ingénieur ont permis, récemment, l'apparition d'une véritable mutation dans ce domaine [Bahloul, 2005].

C'est en 1958 que Rosenblatt [Park, 1992] décrit le premier modèle opérationnel de réseaux de neurones, mettant en œuvre les idées de Hebb, McCulloch et Pitts: le perceptron, inspiré du système visuel, capable d'apprendre à calculer certaines fonctions logiques en modifiant ses connexions synaptiques.

En 1969, Minsky et Papert [Rey, 1990] démontrèrent des limites théoriques du perceptron.

L'effet fut presque immédiat: chercheurs et investisseurs se désintéressèrent des RN pour se tourner vers l'approche symbolique de l'intelligence artificielle, qui semblait plus prometteuse [Bahloul, 2005].

La phase de stagnation a été interrompue en 1982 dès la parution de l'article de Hopfield [Watrous, 1987] qui, en introduisant un nouveau concept provenant de l'analogie des RNA avec certains systèmes physiques, a permis de fonder un formalisme riche et bien maîtrisé.

Plus récemment, dans les années quatre vingt, de nouveaux modèles mathématiques (les réseaux à couches, les réseaux auto-adaptatifs, les mémoires associatives, etc.) ont permis de dépasser les limites du perceptron [Bahloul, 2005].

Les réseaux de neurones (RN) sont des systèmes de traitement distribué présentant de bonnes performances de calcul à travers une interconnexion dense d'éléments de calcul simple [Bahloul, 2005].

L'activité parallèle et en temps réel de nombreux composants, la représentation distribuée des connaissances et l'apprentissage par modification des connexions sont les avantages marquant l'approche connexionniste [Bahloul, 2005].

Aujourd'hui, la discipline des RNA concerne un public de plus en plus large d'étudiants, de chercheurs, d'ingénieurs et d'industriels. Des revues spécialisées et un flux très important d'articles ne cessent de marquer leur importance [Bahloul, 2005].

#### **III.4. Neurone biologique et neurone formel**

Le terme « réseaux de neurones » est en réalité une fausse appellation. Les ordinateurs tentent de simuler des réseaux de neurones biologiques par la mise en œuvre des réseaux de neurones artificiels. Toutefois, la plupart des publications utilisent le terme «réseau de neurones», plutôt que des « réseaux de neurones artificiels ». A moins que le terme «réseau de neurones» est explicitement suffixé par les termes «biologique» ou «artificiel», nous pouvons supposer que le terme «réseaux de neurones artificiels" est demandé. Pour explorer cette distinction, la structure d'un réseau de neurones biologiques sera d'abord montrée [Heaton, 2005].

### III.4.1. Neurone biologique

Le cerveau est l'inspiration biologique des réseaux de neurones artificiels. Nous savons que le cerveau a une architecture complexe : il est composé de plusieurs milliards de neurones et de trillions de connexions entre eux [Haykin, 1999], [Shepherd et Koch, 1990]. Ces neurones communiquent entre eux par des signaux électriques [Guylaine, 2004].

Le rôle fondamental du neurone est de recevoir, de propager et de transmettre des signaux. Chaque neurone est constitué d'un corps cellulaire (qui contient le noyau) et d'un certain nombre de longs et fins prolongements. Il n'y a, en général, qu'un long axone qui véhicule les signaux du corps cellulaire vers des cibles éloignées et plusieurs dendrites plus courts et ramifiés qui s'allongent comme des antennes à partir du corps cellulaire et offrent ainsi une plus grande surface de réception pour les signaux qui proviennent des axones d'autres cellules nerveuses. L'axone se divise à son extrémité en de nombreuses ramifications, et peut ainsi transmettre simultanément son message à de nombreuses cellules cibles. La figure III.1 illustre cette structure [Ludovic, 2003].

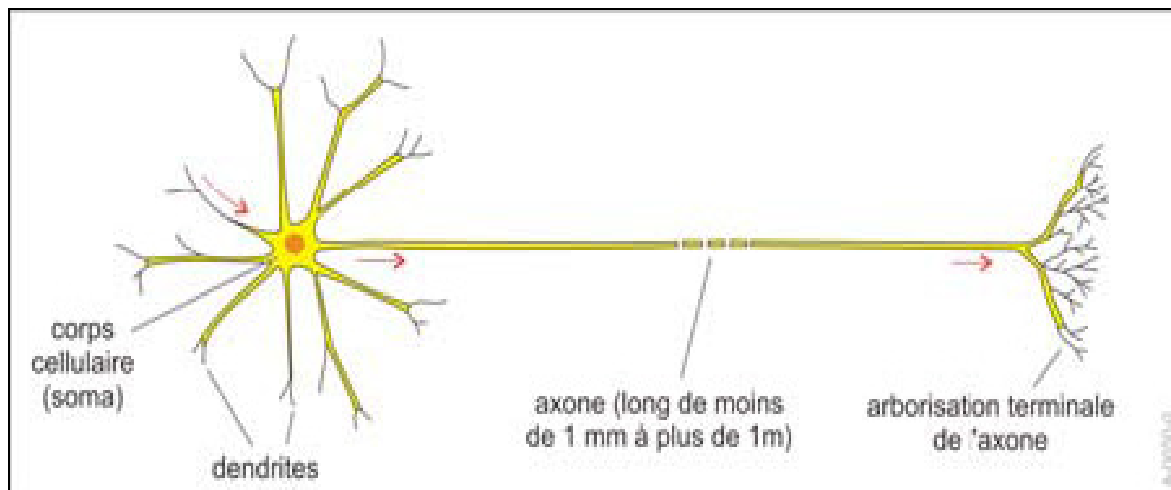


Figure III.1. Neurone biologique

Le neurone biologique est composé :

D'un corps cellulaire (soma) : Le soma contient le noyau de la cellule neuronale. Il est le centre où s'effectue la synthèse des constituants nécessaires à la structure et aux fonctions du neurone.

De dendrites : Les dendrites sont des prolongements du corps cellulaire qui acheminent l'information à l'intérieur du soma.

D'un axone : Une fois l'information traitée dans le corps cellulaire, elle est entraînée le long de l'axone.

Des ramifications terminales de l'axone : Ces ramifications sont responsables de la transmission des signaux vers les autres neurones [Guylaine, 2004].

Les neurones sont connectés entre eux via des synapses qui sont les zones de contacts entre les neurones, qui transmettent l'influx nerveux [Guylaine, 2004].

Cette structure compliquée a été implémentée mathématiquement en termes de neurones formels.

### III.4.2. Neurone formel

Un RNA est un assemblage d'éléments de structure identique appelés cellules (ou neurones) interconnectées à l'instar des cellules du système nerveux des vertébrés. Chaque point de connexion (appelé coefficient ou poids) entre deux cellules joue le rôle d'une synapse, l'élément principal d'interaction entre les neurones [Coulibaly et al., 1999].

Ces connexions ou poids synaptiques ont un rôle primordial dans le fonctionnement parallèle et adaptatif des neurones d'où la notion de réseaux connexionnistes. La représentation mathématique du neurone est introduite par McCulloch et Pitts (1943) [Coulibaly et al., 1999]

Le neurone formel est considéré comme étant la pierre angulaire de la structure des RNA et comprend cinq éléments importants :

**Les entrées :** Les valeurs, considérées comme entrées du réseau, sont généralement normalisées.

**Les poids et le biais :** Les poids  $W_{k0}, W_{k1} \dots W_{km}$  sont des valeurs reliant les neurones de deux couches différentes ou ceux de la même couche (selon le mode de connectivité). Le biais est représenté par  $x_0$ .

**La fonction de sommation (combinaison):**

$$Y = \sum_{i=0}^m x_i W_{ki} + x_0 \quad (\text{III.1})$$

**La fonction de transfert (d'activation) :** (Figure III.3)

**La sortie :** Le résultat obtenu  $Y$

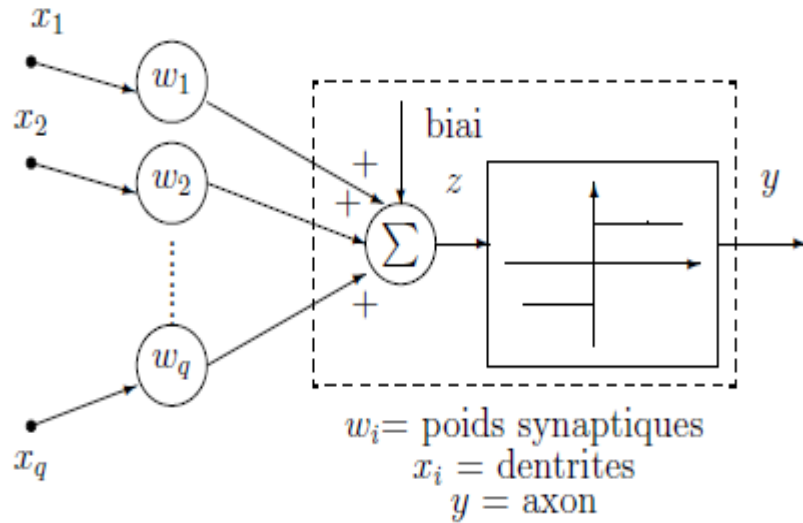


Figure III.2. Neurone formel

### III.4.2.1. Les fonctions d'activation

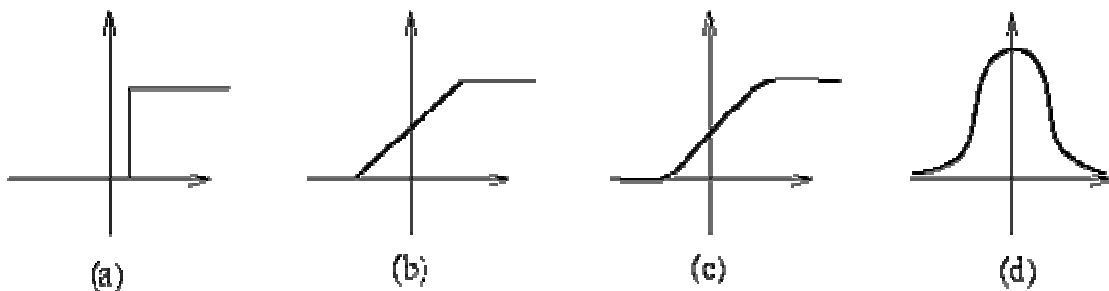


Figure III.3.

*Fonction à seuil, fonction à saturation, fonction sigmoïde, fonction gaussienne*

### III.5. Problèmes résolus par les réseaux de neurones artificiels

Les RNA sont considérés comme une nouvelle approche de traitement de l'information par apprentissage de cette information et la rendent disponible à l'utilisation afin de résoudre un tel problème.

Il existe de nombreux problèmes qui peuvent être résolus par un réseau de neurones. Toutefois, les réseaux de neurones sont généralement utilisés pour traiter des types particuliers de problèmes. Les quatre types de problèmes qui sont souvent résolus par les réseaux de neurones sont les suivants : [Heaton, 2005]

### **III.5.1. Classification**

La classification est le processus de classement des entrées en groupes. Par exemple, une compagnie d'assurance peut vouloir classer les demandes d'assurance dans les différentes catégories de risque, ou une organisation en ligne peut vouloir de son système de messagerie de classer le courrier entrant dans des groupes de messages spam et non-spam [Heaton, 2005].

### **III.5.2. Prédiction**

La prédiction est une autre application des réseaux neuraux. Etant donné une série temporelle de données d'entrée, un réseau de neurones peut prédire les valeurs futures. La précision de la prédiction dépend de nombreux facteurs, tels que la quantité et la pertinence des données d'entrée. Par exemple, les réseaux de neurones sont généralement appliqués à des problèmes de prédiction de l'évolution des marchés financiers [Heaton, 2005].

### **III.5.3. Reconnaissance des formes (pattern recognition)**

Reconnaissance des formes est l'une des utilisations les plus courantes des réseaux neuraux. Pattern recognition est une forme de classification et est tout simplement la capacité de reconnaître un motif. Le modèle doit être reconnu même s'il n'est pas clair. Exemple : la reconnaissance des visages [Heaton, 2005].

### **III.5.4. Optimisation**

Une autre application des réseaux de neurones est l'optimisation qui peut être appliquée à de nombreux problèmes pour lesquels une solution est recherchée. Le réseau de neurones peut ne pas toujours trouver la solution optimale mais il cherche à trouver une solution acceptable [Heaton, 2005].

Les RNA sont utilisés dans le domaine des sciences cognitives où l'on cherche à développer des modèles capables de manifester des capacités d'apprentissage et d'adaptation à leur environnement (Blayo et Verleysen 1996). Les deux concepts de base à l'origine des différents types de modèles neuronaux sont l'architecture et l'apprentissage [Coulibaly et al., 1999].

## **III.6. Les architectures des RNA**

L'architecture générale des réseaux de neurones artificiels est représentée par un stimulus d'entrée qui doit être codé en valeurs dans des intervalles acceptables par le RNA afin d'obtenir le vecteur ou pattern d'entrée normalisé. Selon le type d'interconnexion, le réseau



de neurones reçoit le vecteur d'entrée et délivre un pattern ou vecteur de sortie normalisé qui doit être décodé pour obtenir une réponse.

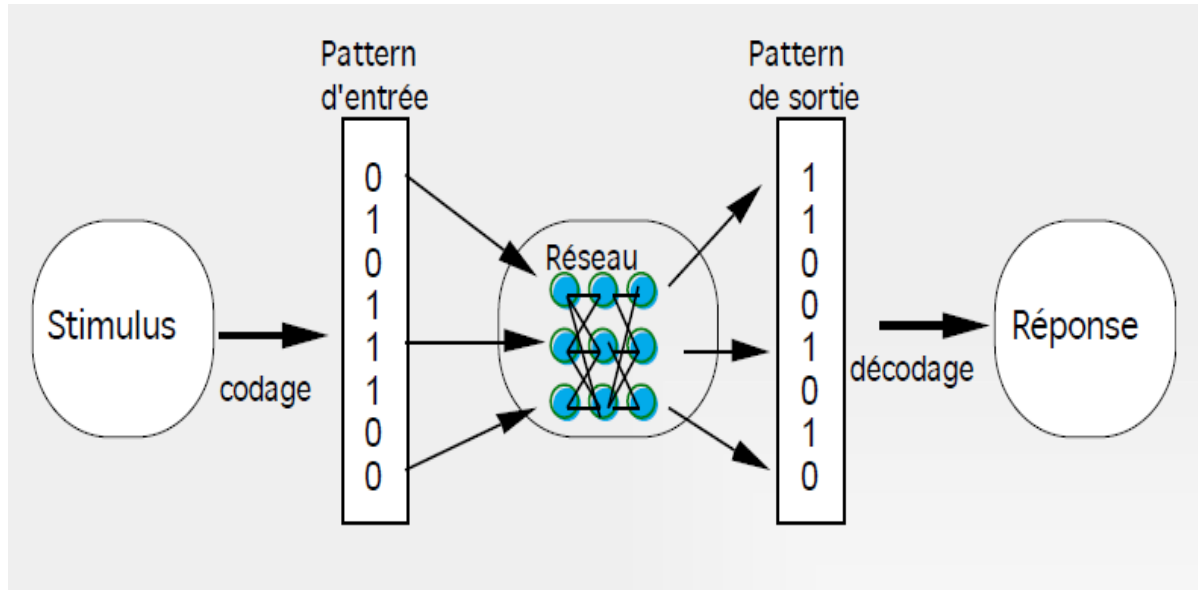


Figure III.4. Architecture générale des RNA

Définir l'architecture d'un RNA revient à faire un choix judicieux du vecteur d'entrée, de la taille du réseau (ou nombre total de couches et de neurones), de la structure du réseau (c.-à-d) le type d'interconnexion entre les couches de neurones) et des fonctions de transfert, sans disposer de procédure standard (à présent). Le choix de la taille du réseau incombe à l'utilisateur. Il n'existe pas dans la littérature d'éléments suffisants pour déterminer objectivement le nombre de neurones requis pour résoudre un problème donné. Les approches heuristiques proposées par différents auteurs [Hecht-Nielsen, 1987], [Baum et Haussler, 1989], [Baum et Haussler, 1989], [Zurada, 1992], [Murata et al., 1994], [Kohavi, 1995], [Ma et Teng, 2004], [Refenes et al., 1994] sont toutes expérimentales et ne s'appliquent qu'à des cas particuliers [Coulibaly et al., 1999].

La définition de la taille du réseau et de sa structure sont deux étapes difficiles de la construction d'un RNA [Rumelhart et al., 1986], [Hassoum, 1995], mais le choix de la structure du réseau reste plus facile à effectuer parce qu'il n'existe que deux formes principales de structure : la forme dite « feedforward » et la forme récursive avec « feedback » [Coulibaly et al., 1999].

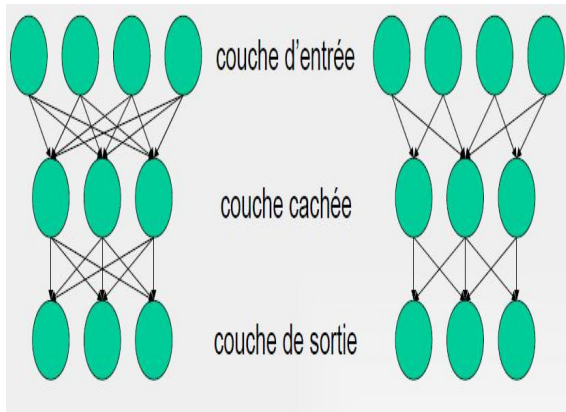


Figure III.5. La structure feedforward

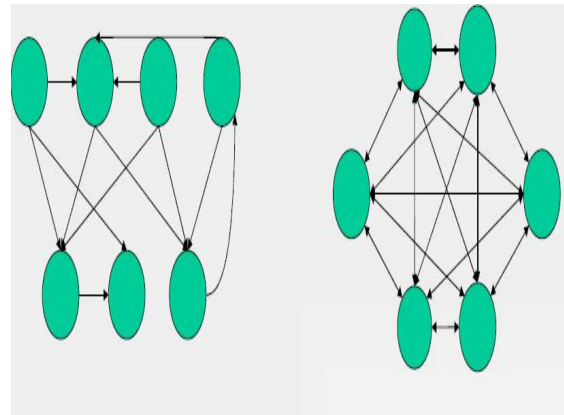


Figure III.6. La structure feedback

Le réseau de neurones feedforward commence par une couche d'entrée. La couche d'entrée peut être connectée à une couche cachée ou directement à la couche de sortie. Si elle est connectée à une couche cachée, la couche cachée peut alors être connectée à une autre couche cachée ou directement à la couche de sortie [Heaton, 2005], pas de valeurs renvoyées à des couches précédentes tel que le réseau récurrent [Tudoroiu et al., 2009], le réseau de neurones feed forward peut contenir n'importe quel nombre de couches cachées, tant qu'il y a au moins une couche cachée ou la couche de sortie prévue. En général, la plupart des réseaux de neurones ont une couche cachée, et il est très rare pour un réseau de neurones d'avoir plus de deux couches cachées. [Heaton, 2005]

La Figure III.7 représente les différentes architectures des RNA selon les modes d'interconnexions cités précédemment.

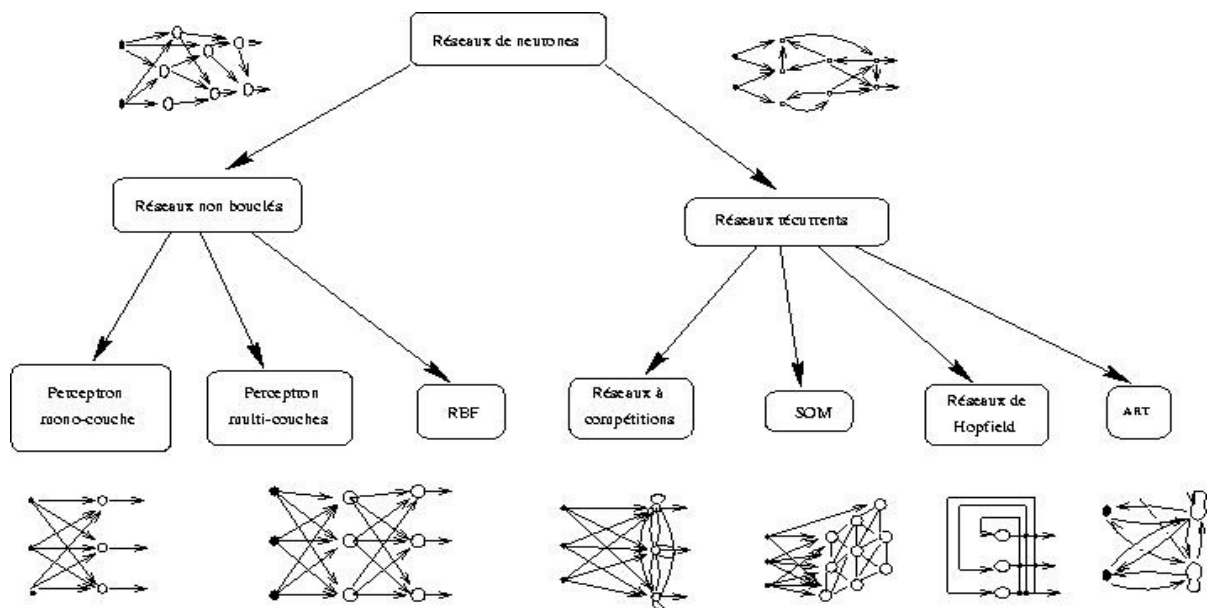


Figure III.7. Les architectures des réseaux de neurones

La performance des réseaux de neurones est fortement dépendante de sa structure. L'interaction permise entre les différents nœuds du réseau est spécifiée en utilisant la structure. Une structure RNA n'est pas unique pour un problème donné, et il est possible qu'il existe différentes façons de définir une structure correspondante. Selon le problème, il peut être approprié d'avoir plus d'une couche cachée, des connexions non récurrentes (feedforward) ou des connexions récurrentes (feedback), ou, dans certains cas, des connexions directes entre la couche d'entrée et la couche de sortie [Chen et al., 2005].

Le tableau suivant représente les domaines d'application des différents types de RNA :

<b>Caractéristiques fonctionnelles</b>	<b>Type de RNA</b>
Reconnaissance de formes	PMC, Hopfield, Kohonen, PNN
Mémoires associatives	Hopfield, PMC recurents, Kohonen
Optimisation	Hopfield, ART, CNN
Approximation de fonctions	PMC, RBF
Modélisation et control	PMC, PMC recurent, FLN
Traitement d'image	CNN, Hopfield
Classification et clustering	PMC, Kohonen, RBF, ART, PNN

*Tableau III.1. Correspondance RNA - domaines d'application.*

Le type PMC ou Perceptron multi couches, sera couvert de façon beaucoup plus détaillée dans les sections suivantes.

### **III.7. Apprentissage**

Si le neurone est considéré comme étant la pierre angulaire du réseau de neurones artificiels, l'apprentissage peut être défini comme le processus le plus important pour la construction d'une structure performante du réseau de neurones en se déroulant sur l'adaptation des poids.

Pour cela, il existe deux méthodes d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et non supervisé.

Les deux méthodes précédentes, fournissent au réseau neuronal une base d'apprentissage qui représente les données sur lesquelles le réseau peut apprendre et réaliser la phase

d'apprentissage. Or, seulement l'apprentissage supervisé offre un ensemble de données considérées comme des sorties attendues.

Une brève introduction pour chaque méthode sera proposée :

### III.7.1. Apprentissage non supervisé

Que signifie le fait de former un réseau de neurones sans supervision? Comme indiqué précédemment, le réseau de neurones est muni d'une base d'apprentissage, qui est une collection de valeurs d'entrée bien définies. Le réseau de neurones non supervisé n'est pas muni de données attendues ou sorties anticipées. L'apprentissage non supervisé est généralement utilisé pour entraîner les réseaux de neurones utilisés pour la classification et le data mining [Heaton, 2005].

La figure suivante résume la méthode d'apprentissage non supervisé [Heaton, 2005].

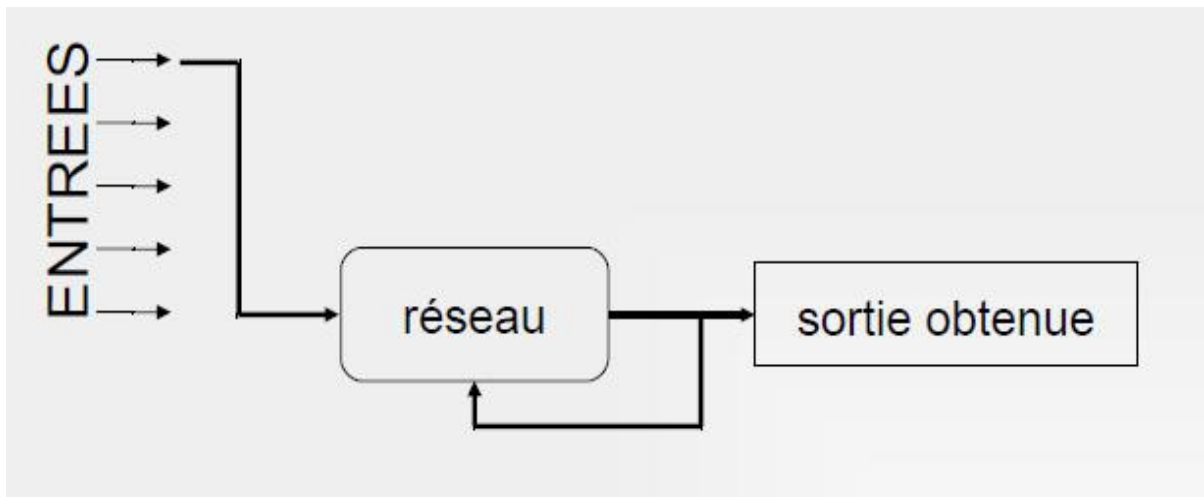


Figure III.8. Apprentissage non supervisé

### III.7.2. Apprentissage supervisé

La méthode d'apprentissage supervisée est similaire à la méthode d'apprentissage non supervisé, dans laquelle les ensembles d'apprentissage sont fournis. Tout comme avec l'apprentissage non supervisé, les ensembles d'apprentissage spécifient les signaux d'entrée pour le réseau neuronal. La principale différence est que dans l'apprentissage supervisé, les résultats attendus sont fournis [Heaton, 2005].

L'apprentissage supervisé est basé sur la comparaison directe entre l'entrée actuelle du RNA et la sortie désirée correcte, aussi connue comme la sortie cible. Il est souvent formulé

comme la minimisation d'une fonction d'erreur comme l'erreur quadratique moyenne totale entre l'entrée actuelle et la sortie désirée additionnée à toutes les données disponibles. Une descente de gradient, basée sur l'algorithme d'optimisation telle que la rétro propagation, peut alors être utilisée pour ajuster itérativement les connexions des poids dans le RNA afin de minimiser l'erreur [YAO, 1999].

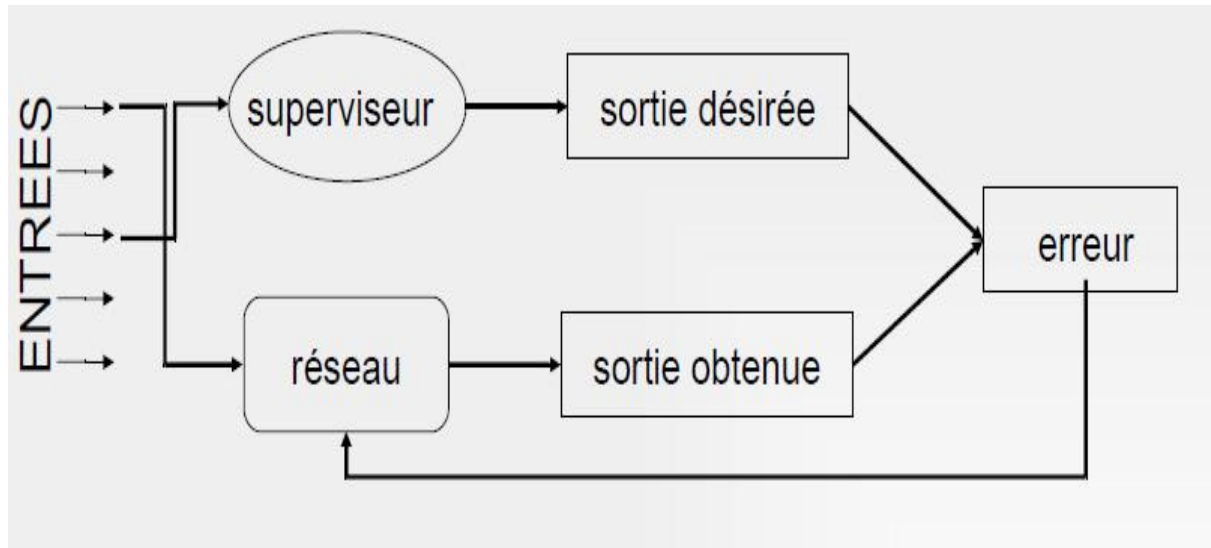


Figure III.9. Apprentissage supervisé

### III.7.3. Règles d'apprentissage

L'apprentissage est une procédure adaptative par laquelle les connexions (ou synapses) des neurones sont ajustées face à une source d'information. Il existe au moins 23 types de règles d'apprentissage qui peuvent être regroupées en trois catégories: les règles d'apprentissage supervisé, non supervisé, et renforcé. Mais l'objectif fondamental de l'apprentissage reste le même : soit la classification, l'approximation de fonction ou encore la prévision [Coulibaly et al., 1999].

Dans tous les cas, la procédure adaptative de mise à jour des poids obéit essentiellement à un objectif : la recherche analytique du minimum de la fonction de coût (ou fonction d'erreur) dans un espace multidimensionnel. Il existe deux techniques de recherche du minimum de la fonction d'erreur : la première est une technique de recherche du minimum local basée sur la méthode du gradient décroissant; la seconde est une recherche du minimum global fondée sur des approches statistiques ou génétiques. Les algorithmes d'apprentissage peuvent être classés suivant la procédure d'apprentissage et la technique d'optimisation utilisée (tableau III.2) [Coulibaly et al., 1999].

Règles d'apprentissage	Supervisé	Non supervisé
Recherche du minimum local	Règle du perceptron (Rosenblatt 1958) $W(k+1) = W(k) + \epsilon X^T$	Règle d'Hebb (Changeux et Danchin 1976) $W(k) = W(k-1) + \rho y(k) X^T(k)$
	Règle de Widrow-Hoff (1960) $W(k+1) = W(k) + \alpha(t-y)_k \frac{X(k)}{\ X(k)\ ^2}$	Règle de Hinton (1989) $W(k) = (1-\gamma)W(k-1) + \rho y(k) X^T(k)$
	L'Algorithme de retropropagation (Werbos 1974) $W^m(k+1) = W^m(k) - \rho s^m (y^{m-1})^T$ $\frac{\partial \hat{F}}{\partial W^m} = s^m y^{m-1}$ $s^m = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^m} = \left( \frac{\partial n^{m+1}}{\partial n^m} \right) \frac{\partial \hat{F}}{\partial n^{m+1}} = \left( \frac{\partial n^{m+1}}{\partial n^m} \right) s^{m+1}$	Règle d'Oja (1982) $W(k+1) = W(k) + \rho y(k) X(k) - \rho y(k)^2 W(k)$ Règle de Yuille et al. (1989) $W(k+1) = W(k) + \rho (y(k) X(k) - \ W(k)\ ^2 W(k))$
Recherche du minimum global	Technique d'adoucissement simulé Algorithme de Métropolis et al. (1953) : $W(X \rightarrow X') = \begin{cases} 1 & \text{si } \Delta E < 0 \\ e^{-\Delta E/KT} & \text{autre} \end{cases}$ Règle de Geman et Geman (1984) : $T(t) = \frac{T_0}{1 + \ln t}$ Algorithmes génétiques (Holland 1975; Goldberg 1989)	Règle de Hassoum (1995) $W(k+1) = \rho \left[ y(k) X(k) - \lambda W(k) \left( 1 - \frac{1}{\ W(k)\ } \right) \right]$

Tableau III.2. Exemples des règles d'apprentissage usuelles

### III.8. PMC : Perceptron Multi Couches

Un modèle particulier de réseaux de neurones est déterminé par sa topologie, son paradigme d'apprentissage et son algorithme d'apprentissage [Eletter et Yaseen, 2010].

Le Perceptron Multi Couches (PMC) est le réseau feed-forward fréquemment utilisé impliquant de nombreuses unités organisées en plusieurs couches. Par le biais de l'adaptation ajustant les poids entre les unités sous l'apprentissage supervisé, le PMC est capable d'identifier et d'apprendre les patterns basés sur les ensembles de données d'entrée et les valeurs désirées correspondantes [Kusiak et al., 2010]. L'algorithme d'apprentissage supervisé implémenté par le PMC est la rétro propagation du gradient.

#### III.8.1. Le modèle de connectivité

Le modèle du réseau neuronal est composé d'un nombre de neurones qui sont organisés en plusieurs couches: une couche d'entrée, une / des couche (s) cachée (s) et une couche de sortie. La couche de neurones d'entrée propage les variables d'entrée dans le réseau. La couche cachée est une passerelle entre la couche d'entrée et la couche de sortie. Les neurones dans cette couche sont fondamentalement cachés de la vue, et leur nombre et leur disposition

peuvent généralement être traités comme une boîte noire à ceux qui exécutent le système [Eletter et Yaseen, 2010].

Le PMC est un réseau de neurones Feed forward [Heaton, 2005]. Le diagramme simplifié du réseau PMC (feed forward, entièrement connecté et avec 4 couches (entrée, sortie et deux cachées)) est représenté dans la Figure III.10.

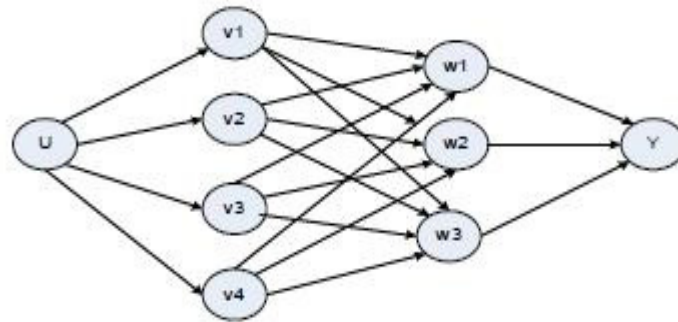


Figure III.10. Exemple de PMC

Entièrement connecté signifie que la sortie de chaque neurone d'entrée et neurone caché est distribuée à tous les neurones de la couche suivante [Hussain et al., 2007]. Le détail du diagramme du réseau présenté dans la figure précédente est montré dans la Figure III.11.

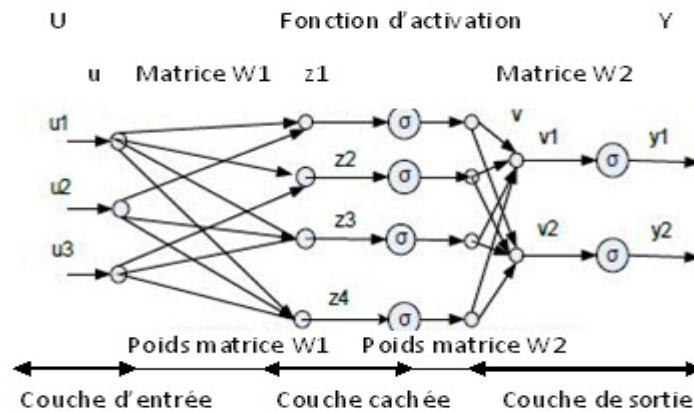


Figure III.11. Architecture détaillée du PMC

Tous les réseaux de neurones ont une couche d'entrée et une couche de sortie, mais le nombre de couches cachées peut varier comme dans les figures III.10 et III.11. Quand il y a plus d'une couche cachée, la sortie d'une couche cachée est introduite à la couche cachée suivante et les pondérations séparées (matrice W) sont appliquées à la somme d'entrées dans

chaque couche. Les unités de traitement transportent les informations entrant sur leurs connexions sortantes vers les autres unités.

Le signal d'information est simulé avec des valeurs spécifiques qui sont stockées dans les poids  $W_{ij}$  qui rendent ces réseaux capables d'apprendre, mémoriser et créer des relations entre les bases de données expérimentales d'entrée-sortie. Chaque unité  $j$  peut avoir une ou plusieurs entrées, mais une seule sortie. Une entrée à une unité peut être soit des données externes par rapport au réseau, soit la sortie d'une autre unité, soit sa propre sortie.

L'entrée totale à l'unité  $j$  est simplement la somme pondérée des sorties séparées des unités connectées plus le seuil ou le biais ( $q_1, q_2, \dots, q_n$ ). La plupart des unités dans le réseau de neurones transforment leurs entrées en appliquant la fonction scalaire-à-scalaire appelée une fonction d'activation  $F(x)$  [Tudoroiu et al., 2009].

### III.8.2. La fonction d'activation (fonction de transfert)

Selon le théorème de Cybenko : Le PMC ayant une seule couche cachée est capable d'approximer n'importe quelle fonction non-linéaire (Cybenko Theorem, 1980) [Cybenko, 1989].

La fonction utilisée par ce type de réseau de neurone doit être :

- 1- Continue,
- 2- Bornée,
- 3- Différentiable.

Les fonctions, classiquement utilisées, remplissent ces trois critères : la sigmoïde (2) et la tangente hyperbolique (3).

$$F(x) = \frac{e^x}{1+e^x} = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (\text{III.2})$$

Où

$$x = \sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (\text{III.3})$$



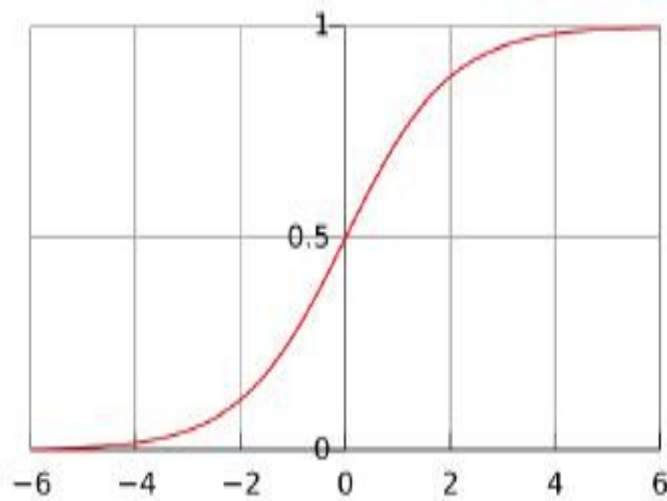


Figure III.12. La fonction d'activation sigmoïdale

$$F_1(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (\text{III.4})$$

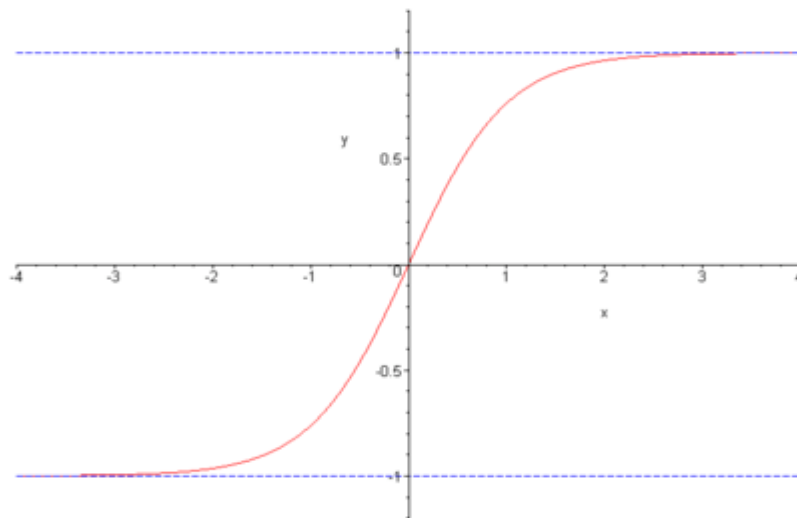


Figure III.13. La fonction tangente hyperbolique

### III.8.3. L'algorithme d'apprentissage (rétro propagation du gradient)

L'apprentissage est une propriété importante des réseaux de neurones. Ils sont capables d'apprendre de façon dynamique les types d'informations d'entrée en fonction de leur poids et leurs propriétés [Asadi et al., 2009], et les algorithmes d'apprentissage indiquent comment les poids connectant les nœuds (neurones) entre deux couches doivent être progressivement adaptés afin d'améliorer une mesure de performance prédéfinie [Tai et Wu, 2006].

La rétro propagation du gradient est le populaire algorithme d'apprentissage. Le terme « rétro propagation » signifie que les paramètres du réseau sont déterminés en rétro propageant les signaux d'erreur couche par couche via le réseau [Lin et Chen, 2004].

L'algorithme de rétro propagation (ARP) ou de propagation arrière « backpropagation » est l'exemple d'apprentissage supervisé le plus populaire à cause de l'écho médiatique de certaines applications spectaculaires telles que la démonstration de [Arroyol et al., 2005] dans laquelle l'ARP est utilisé dans un système qui apprend à lire un texte. Un autre succès spectaculaire fut la prédiction des cours du marché boursier [SONG, 2008], [Lee et al., 1996] et la détection de la fraude dans les opérations par cartes de crédit [Dorransoro et al., 1997]. C'est également l'algorithme le plus utilisé en prévision [Coulibaly et al., 1999].

Dans l'optique de la prévision, l'apprentissage consiste à extraire des régularités (à partir des exemples) qui peuvent être transférées à de nouveaux exemples.

La procédure usuelle dans le cadre de la prévision est l'apprentissage supervisé (ou à partir d'exemples) qui consiste à associer une réponse spécifique désirée à chaque signal d'entrée. La mise à jour des poids s'effectue progressivement jusqu'à ce que l'erreur (ou l'écart) entre les sorties du réseau (ou résultats calculés) et les résultats désirés soit minimisée [Coulibaly et al., 1999]. L'algorithme est basé sur la méthode du gradient itératif, développé pour introduire la correction synaptique (ou les ajustements des poids) en minimisant la somme des erreurs quadratiques [Tai et Wu, 2006].

### **III.8.3.1. Paramètres du réseau**

Le pas d'apprentissage et la matrice des poids représentent les paramètres du réseau qui influencent la performance du modèle en affectant les poids. Le pas d'apprentissage et la matrice des poids peuvent être initialisés à des valeurs aléatoires et si le modèle est instable, il devient plus petit jusqu'à ce qu'il se stabilise [Özesmi et al., 2006].

Le principe de la rétro propagation peut être décrit en trois étapes fondamentales : acheminement de l'information à travers le réseau; rétro propagation des sensibilités et calcul du gradient; ajustement des paramètres par la règle du gradient approximé. Une présentation complète de l'ARP et ses variantes est proposée par [Hagan et al., 1996]. Il est important de noter que l'ARP souffre des limitations inhérentes à la technique du gradient à cause du risque d'être piégé dans un minimum local. Il suffit que les gradients ou leurs dérivées soient nuls pour que le réseau se retrouve bloqué dans un minimum local. L'ARP standard est également trop lent et très sensible aux variations du taux d'apprentissage, aux conditions

initiales (poids et biais initiaux) et à la taille de l'ensemble d'apprentissage [Rumelhart et al., 1986], [Rumelhart et al., 1989]. De nombreuses modifications ont été proposées pour réduire certaines de ces faiblesses [Hagan et al., 1996], [Coulibaly et al., 1999].

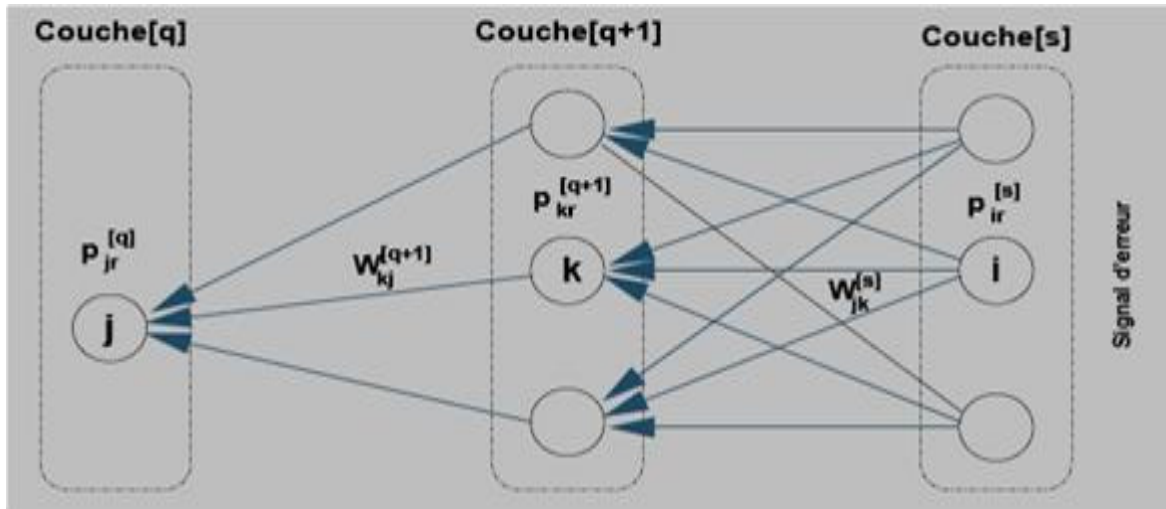


Figure III.14. L'algorithme de rétro propagation du gradient

### III.8.3.2. L'algorithme

L'algorithme de rétro propagation du gradient se base sur la règle d'apprentissage Delta :

$$W_{k+1} = W_k + 2\mu ef'(z)X \quad (III.5)$$

Où :

$W_{k+1}$  : La nouvelle valeur du poids  $W_k$  (poids modifié).

$W_k$  : L'ancienne valeur (à l'époque précédente).

$f'(z)$  : La dérivée de la fonction d'activation et  $z$  est représentée par la sortie du neurone précédent.

$\mu$  : À définir empiriquement.

Soit le PMC avec la structure suivante :

#### a- Premier cas : Une seule couche cachée :

- La couche d'entrée représentée par le neurone  $H$ , une seule couche cachée représentée par le neurone  $I$  et enfin le neurone de sortie  $J$ .

- Le vecteur d'entrées  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  et  $n$  est le nombre de neurones dans la couche d'entrée et cachée.
- $x_0, y_0$  : les biais.

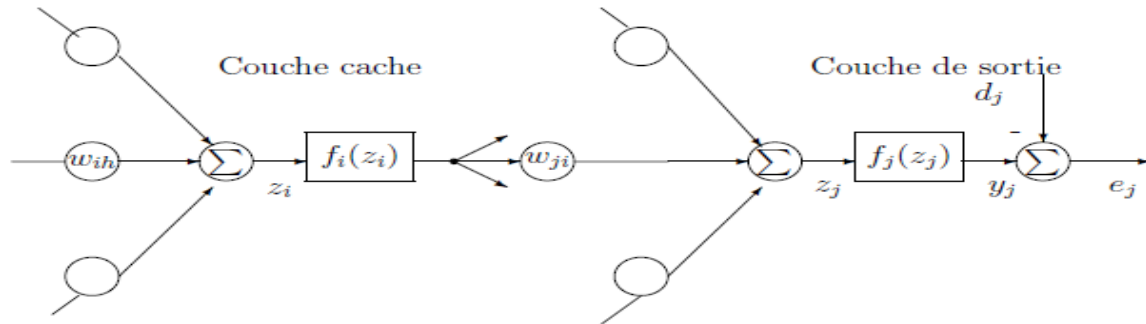


Figure III.15. PMC avec deux couches cachées

- 1 Les poids sont choisis au hasard dans l'intervalle  $[-0.5, 0.5]$
- 2 Propagation des entrées :
  - 2.1 De la couche d'entrée vers la couche cachée :

$$Z_i = f\left(\sum_{h=1}^n x_h \cdot w_{ih} + x_0\right) \quad (\text{III.6})$$

- 2.2 De la couche cachée vers la couche de sortie :

$$Z_j = f\left(\sum_{i=1}^n z_i \cdot w_{ji} + y_0\right) \quad (\text{III.7})$$

La mise à jour des poids devient :

$$\Delta w_{ji} = -\mu \frac{\partial J}{\partial w_{ji}} = 2 \mu e_j f'_j(z_j) y_i = \mu \delta_j y_i \quad (\text{III.8})$$

### b- Deuxième Cas : Deux couches cachées :

La mise à jour des poids est donnée par :

$$\Delta w_{ji} = -\mu \delta_j y_i \quad (\text{III.9})$$

- Si  $J$  est un neurone dans la couche de sortie, la valeur de  $\delta$  est égale à :

$$\delta_j = 2 f'(z_j) e_j \quad (\text{III.10})$$

- Si J est dans la couche cachée alors :

$$2 f'_j(z_j) = \sum_{k=1}^M \delta_k w_{kj} \quad (\text{III.11})$$

### III.8.3.3. Surapprentissage (overtraining ou overfitting)

La connaissance traditionnelle de la modélisation des données et le développement récent de la théorie d'apprentissage indiquent clairement qu'après un point critique, le RNA entraîné avec la rétro propagation continuera à faire mieux dans la base d'apprentissage, mais la performance de base du test va commencer à se détériorer. Ce phénomène est appelé le surapprentissage [Rasool et Al-kababjie, 2009].

### III.8.3.4. Arrêt prématuré (early stopping)

Une méthode pour résoudre ce problème est l'arrêt de l'apprentissage au point de la généralisation maximale (en tenant compte des données et de la topologie actuelles). Cette méthode est appelée arrêt prématuré. Il a été vérifié expérimentalement que l'erreur d'apprentissage diminue toujours lorsque le nombre d'itérations augmente. Si on trace l'erreur dans un ensemble de données dont le réseau n'avait pas été formé (la base de validation), en effet, l'erreur commence d'abord à diminuer avec le nombre d'itérations, mais commence finalement à augmenter à nouveau comme le montre la figure III.16, où l'apprentissage doit donc être arrêté au point de la plus petite erreur de validation [Rasool et Al-kababjie, 2009].

La figure suivante explique ce qui se passe réellement lors de la phase d'apprentissage

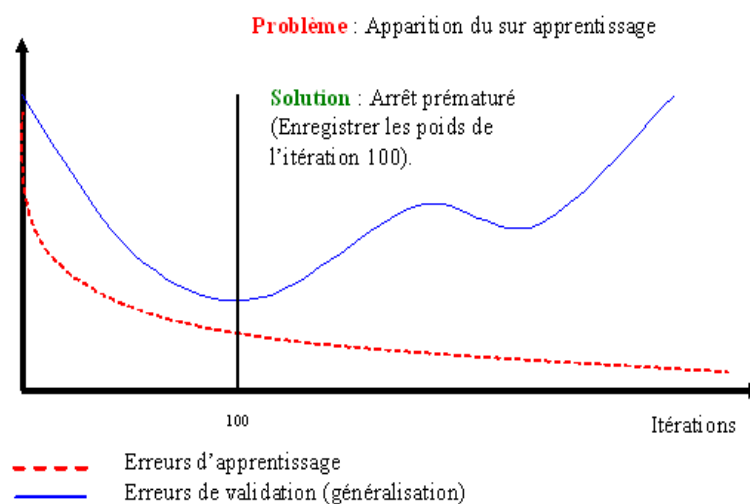


Figure III.16. Sur apprentissage et arrêt prématuré

Nous pouvons résumer la méthode early stopping par la vérification de l'erreur de validation (généralisation) à chaque itération de l'apprentissage afin de sauvegarder les poids et les biais de l'itération du commencement de la détérioration.

### **III.9. Conclusion**

Les réseaux de neurones sont considérés comme des systèmes imitant le fonctionnement du cerveau humain. Pour cela, nous avons vu la différence entre le neurone biologique et neurone formel ainsi que les différentes fonctions d'activation. Comme les RNA se caractérisent selon le domaine d'utilisation et des problèmes qu'ils peuvent résoudre, nous avons cité leurs domaines reliant à leurs capacités de résoudre un tel problème. Ils se caractérisent aussi par leurs différentes architectures et topologies, traitées dans ce chapitre.

En vue de leur capacité d'apprendre, qui représente l'avantage majeur de leur fonctionnement, le processus d'apprentissage a été détaillé en termes de types et règles d'apprentissage.

Le type de RNA choisi dans ce chapitre est le perceptron multi couche. Ce type fréquemment utilisé pour la prédiction, est détaillé en termes d'algorithme d'apprentissage, l'algorithme de rétro propagation du gradient, le problème de sur apprentissage et l'arrêt prématuré.



CHAPITRE IV  
IMPLÉMENTATION

### IV.1. Introduction

Dans le but de développer un système de prédiction à court terme de la charge électrique, nous choisissons les données de la charge électrique algérienne comme premier exemple de séries temporelles pour prédire 24 heures en avant. Le deuxième exemple de prédiction à 3 pas en avant, représente les entrées de l'échangeur de chaleur représentées par la température et l'humidité.

Les deux applications Web créées dans ce travail sont développées en utilisant le langage de programmation Web, le C #, sous l'environnement de développement Visual Studio 2008, Framework 2.0 et sur le Windows Xp. Les raisons du choix de cet environnement sont les suivantes:

La portabilité du C #. NET, la facilité d'interconnexion avec les autres plates-formes tout en étant une approche orientée objet. En outre, le C # est un langage fortement typé. Visual Studio 2008 se compose d'un éditeur de code très puissant qui facilite la programmation. En outre, il offre de multiples fonctionnalités de débogage.

### IV.2. Système 1 : Prédiction Basée Web de la charge électrique algérienne

**(24 heures en avant)**

#### IV.2.1. Prétraitement de la base de données

Les valeurs initiales de la base de données représentent la charge électrique algérienne pour chaque 15 minutes et afin d'obtenir les données pour chaque heure, nous avons utilisé la fonction suivante:

**Resample (newSimDataObj = resample(simDataObj, timevector))** sous Matlab 7.

La Figure IV.1 représente les données de la charge électrique algérienne durant cinq ans (2000 - 20004).

Dans le but d'obtenir des valeurs appartenant à l'intervalle [0,1], nous avons normalisé les données en divisant les valeurs de la charge obtenues par la valeur maximale.



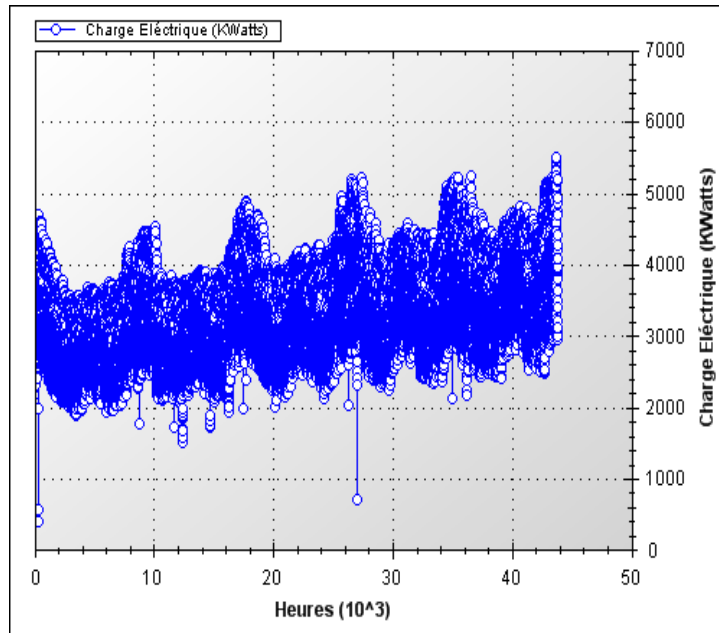


Figure IV.1. Base de données de la charge électrique algérienne

## IV.2.2. Implémentation et résultats obtenus

### IV.2.2.1. Phases principales d'implémentation

La Figure suivante représente les phases principales de notre implémentation.

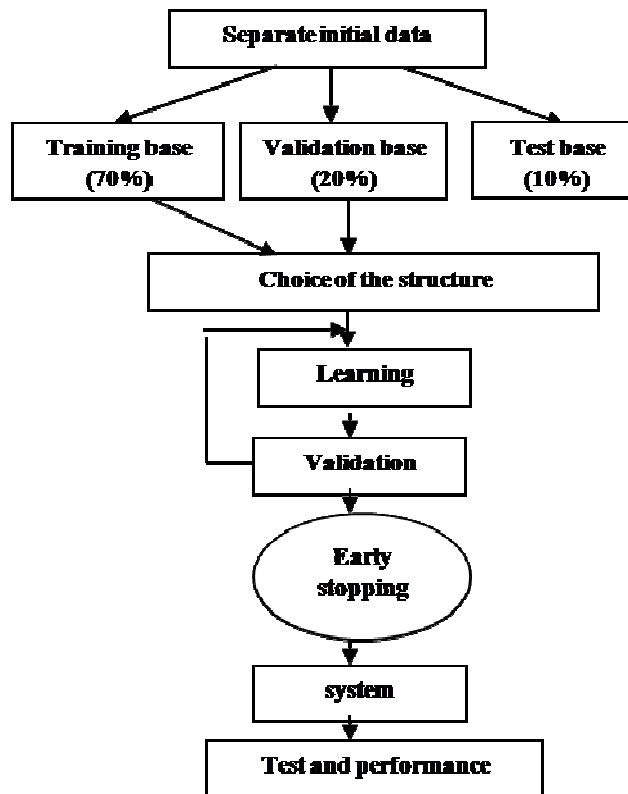


Figure IV.2. Phases principales d'implémentation

La base de données est divisée en trois sous bases. La première est utilisée pour l'apprentissage (70 % de la base initiale), la deuxième pour la validation (20% de la base initiale) et la troisième, qui représente les 10% restants, est utilisée pour tester la performance du modèle.

Afin de prédire 24 pas en avant et pour éviter de rendre le PMC un réseau récurrent en réinjectant à chaque fois la sortie prédite, nous avons proposé cinq réseaux de neurones PMC, chacun d'entre eux prédit un certain nombre de sorties.

Enfin, le système de prédiction est capable de prédire 24 pas en avant de la charge électrique (24 heures en avant)

### IV.2.2.2. Choix des structures des systèmes

En vue de réaliser le minimum de systèmes de prédiction et pour ne pas créer un système pour chaque heure de prédiction ce qui implique 24 systèmes, nous avons réalisé l'auto-corrélation entre les données et nous avons obtenu les résultats suivants :

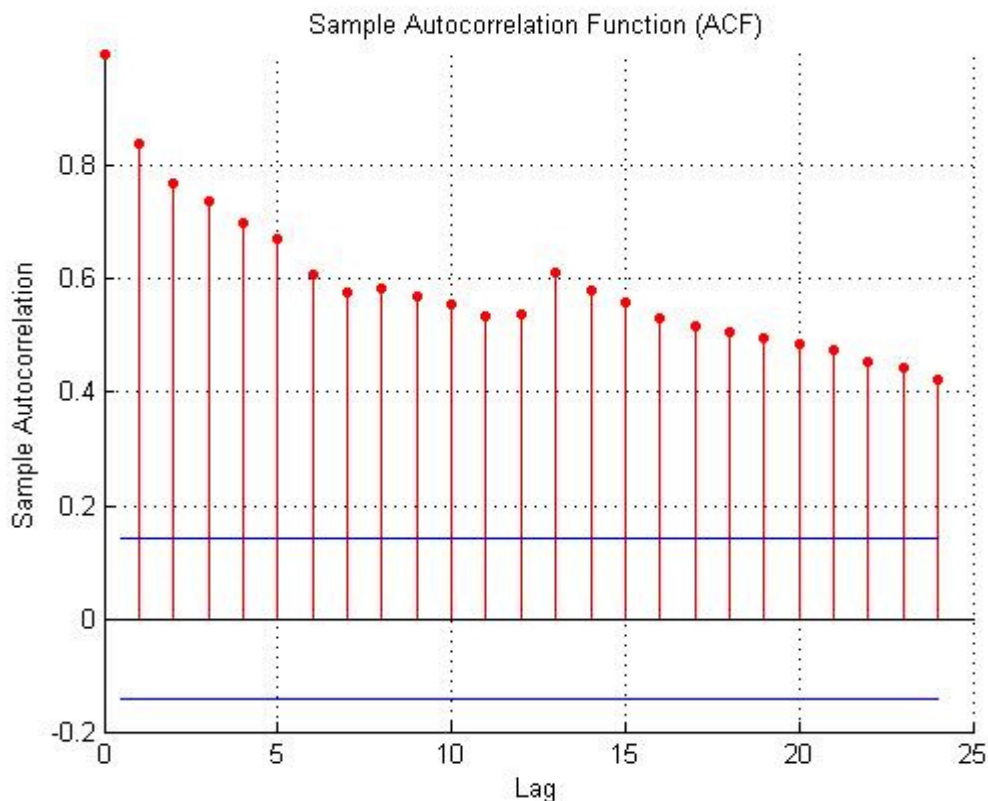


Figure IV.3. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 0 de la charge électrique algérienne

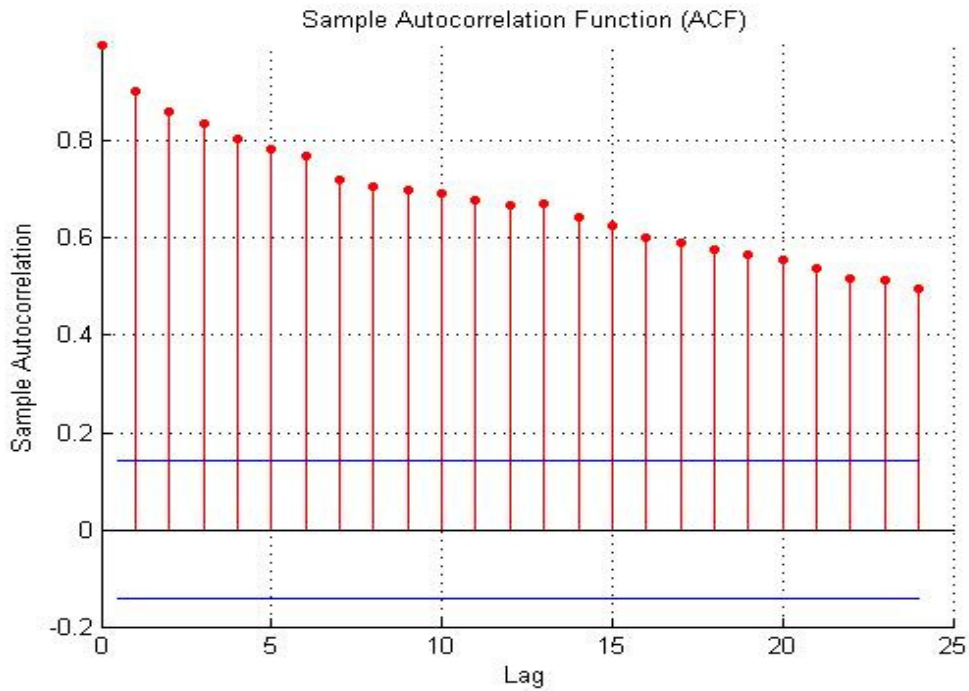


Figure IV.4. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 1 de la charge électrique algérienne

Selon les résultats d'auto-corrélation réalisée sur les données de la charge électrique, nous avons proposé les structures suivantes :

Réseaux	Nombre d'Entrées	Neurones de Sortie	Heures Prédites
Réseau1	5	1	0,1,2,3,4,5,6
Réseau2	5	1	7,8,9,10
Réseau3	5	1	11,12,13,14,15,16
Réseau4	5	1	17,18,19,20
Réseau5	5	1	21,22,23

Tableau IV.1. Les structures des cinq réseaux

**Réseau1** : 5 entrées - 1 sortie : pour prédire (Heure 0, 1, 2, 3, 4, 5 et 6)

5 entrées représentent :  $H_n(t-2)$ ,  $H_n(t-1)$ ,  $H_n(t)$ ,  $H_{n+1}(t)$ ,  $H_{n+2}(t)$  afin de prédire la sortie  $H_n(t+1)$  Où  $n=0, \dots, 6$ .

Les Figures IV.5, IV.6, IV.7, IV.8 et IV.9 représentent les designs des cinq réseaux de prédiction choisis en suivant les phases principales d'implémentation.

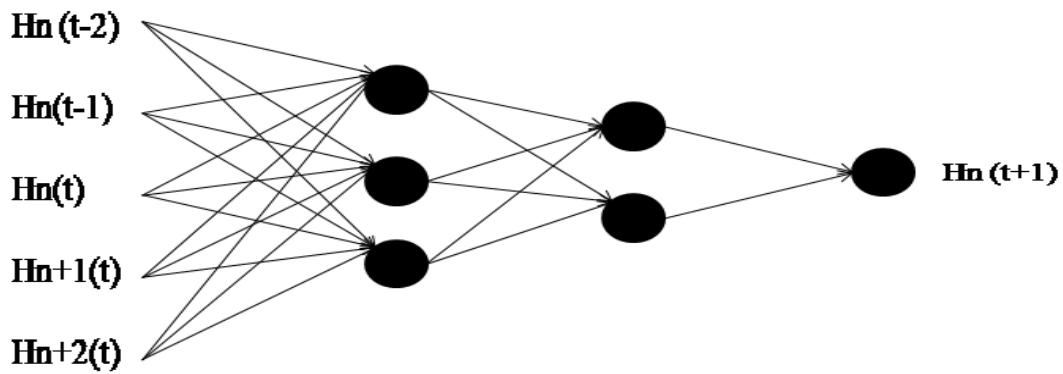


Figure IV.5. Le design du réseau 1

**Réseau 2** : 5 entrées - 1 sortie : pour prédire (Heure 7, 8, 9 et 10)

$H_n(t-2)$ ,  $H_n(t-1)$ ,  $H_n(t)$ ,  $H_{n+1}(t)$ ,  $H_{n+2}(t)$  afin de prédire la sortie  $H_n(t+1)$  Où  $n=7, \dots, 10$ .

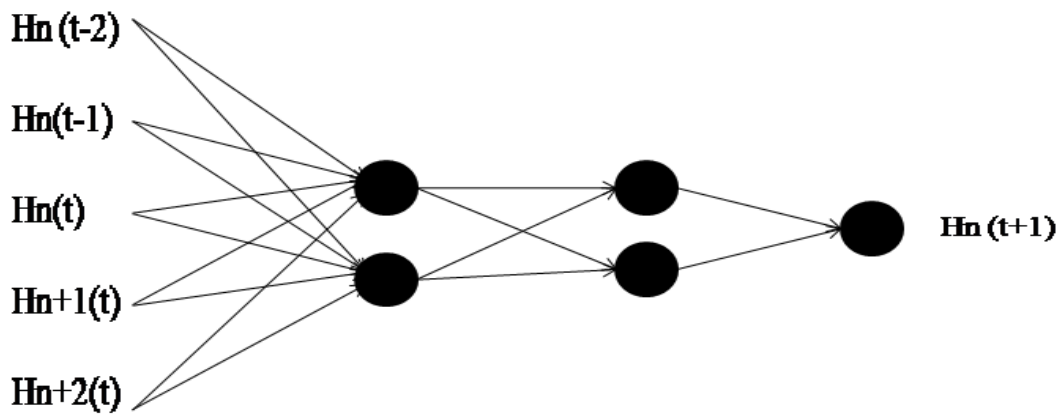


Figure IV.6. Le design du réseau 2

**Réseau3** : 5 entrées - 1 sortie : pour prédire (Heure 11, 12, 13, 14, 15 et 16).

$H_n(t-2)$ ,  $H_n(t-1)$ ,  $H_n(t)$ ,  $H_{n+1}(t)$ ,  $H_{n+2}(t)$  afin de prédire la sortie  $H_n(t+1)$  Où  $n=11, \dots, 16$ .

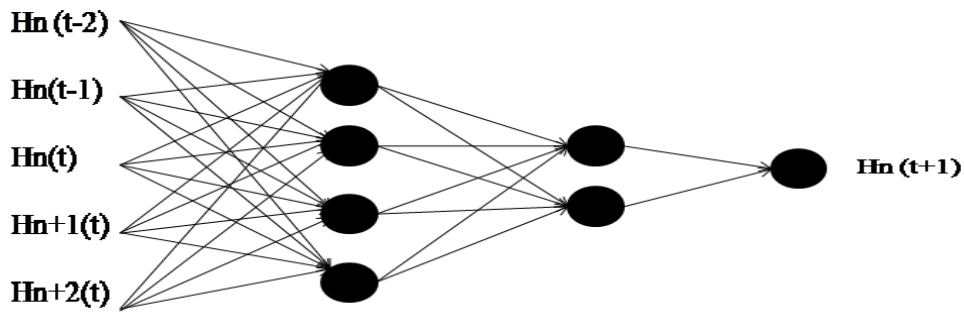


Figure IV.7. Le design du réseau 3

**Réseau4** : 5 entrées - 1 sortie : pour prédire (Heure 17, 18, 19 et 20)

$H_n(t-2)$ ,  $H_n(t-1)$ ,  $H_n(t)$ ,  $H_{n+1}(t)$ ,  $H_{n+2}(t)$  afin de prédire la sortie  $H_n(t+1)$  Où  $n=17, \dots, 20$ .

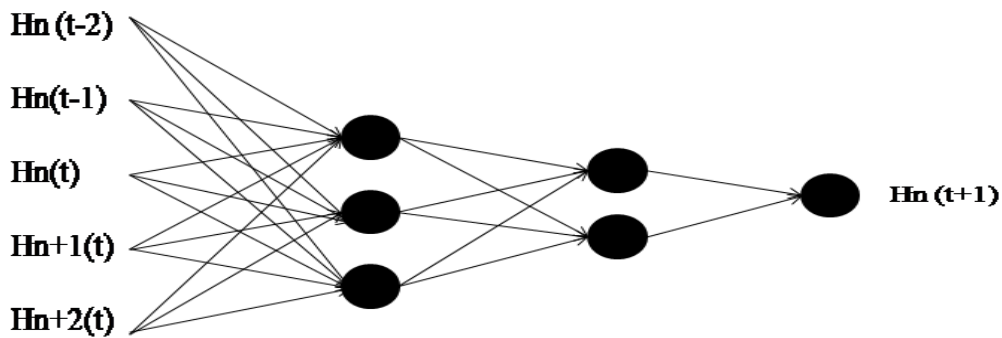


Figure IV.8. Le design du réseau 4

**Réseau5** : 5 entrées - 1 sortie : pour prédire (Heure 21, 22 et 23)

$H_n(t-2)$ ,  $H_n(t-1)$ ,  $H_n(t)$ ,  $H_{n+1}(t)$ ,  $H_{n+2}(t)$  afin de prédire la sortie  $H_n(t+1)$  Où  $n=21, \dots, 23$ .

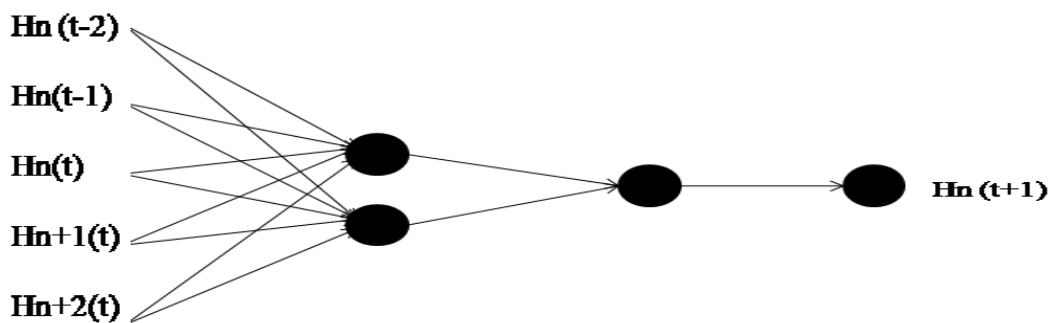


Figure IV.9. Le design du réseau 5

### IV.2.2.3. Résultats d'apprentissage

Les Figures IV.10, IV.12, IV.14, IV.16 et IV.18 représentent respectivement les erreurs d'apprentissage et de validation obtenues des réseaux 1, 2, 3, 4 et 5 en implémentant

l'algorithme d'apprentissage en C#. Nous remarquons que l'erreur d'apprentissage continue à décroître selon la convergence de l'algorithme de rétro propagation, tandis que l'erreur de validation à un point ou plus commence à croître en créant le problème de sur apprentissage.

Les résultats obtenus de la phase d'apprentissage sont résumés en termes de l'erreur absolue moyenne sur 2000 itérations.

Réseaux/Paramètres	Heures Prédites	Structures	Momentum	Alpha	Itération de Convergence	Erreur Min de Validation	Erreur Min d'Apprentissage
Réseau1	7 (0-6)	5-3-2-1	0.1	0.2	2000	0,0138406439	0,00014909592
Réseau2	4 (7-10)	5-2-2-1	0.1	0.2	2000	0,0386382575	0,00090819243
Réseau3	6 (11-16)	5-4-2-1	0.1	0.2	2000	0,0401212550	0,00091843764
Réseau4	4 (17-20)	5-3-2-1	0.1	0.2	2000	0,0292265203	0,00052405534
Réseau5	3 (21-23)	5-2-1-1	0.1	0.2	2000	0,0223645850	0,00055082508

Tableau IV.2. Les paramètres et résultats d'apprentissage (système 1)

Durant la phase d'apprentissage, les modèles sont validés au fur et à mesure sur une base différente à celle utilisée pour l'apprentissage (base de validation). Et afin de tester objectivement la performance du réseau choisi, une troisième base de test est utilisée indépendamment des deux premières.

Nous remarquons que:

- L'erreur d'apprentissage tend toujours vers zéro.
- L'itération de convergence du réseau 1 est égale à 2000 où l'erreur de validation choisie est égale à 0,0138406439.
- L'itération de convergence du réseau 2 est égale à 2000 où l'erreur de validation choisie est égale à 0,0386382575
- L'itération de convergence du réseau 3 est égale à 2000 où l'erreur de validation choisie est égale à 0,0401212550.
- L'itération choisie du réseau 4 est égale à 2000 où l'erreur de validation choisie est égale à 0,0292265203.

- L'itération choisie du réseau 4 est égale à 2000 où l'erreur de validation choisie est égale à 0,0223645850.

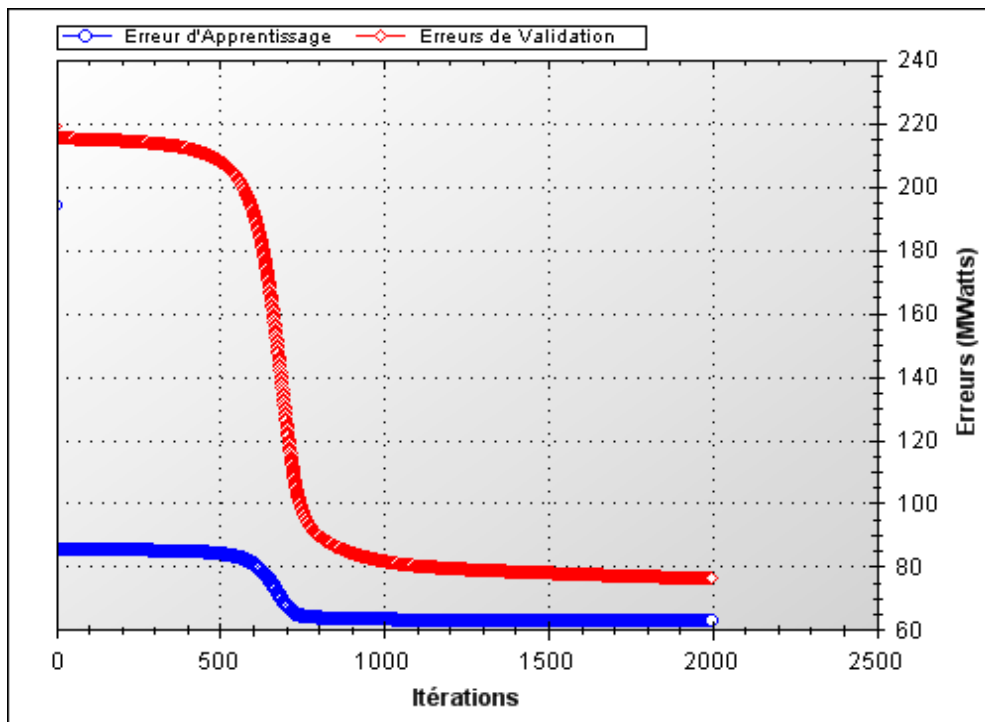
Les Figures IV.11, IV.13, IV.15, IV.17 et IV.19 représentent respectivement les valeurs prédites et réelles de la base de validation des réseaux 1, 2, 3, 4 et 5.

La Figure IV.20 représente les valeurs prédites et réelles du système global de prédiction sur la base de validation.

La Figure IV.21 représente les valeurs prédites et réelles du système global de prédiction sur la base de validation (500 exemples).

La Figure IV.22 représente les valeurs prédites et réelles du système global de prédiction sur la base de validation (24 heures).

### *Réseau 1 :*



*Figure IV.10. Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 1)*

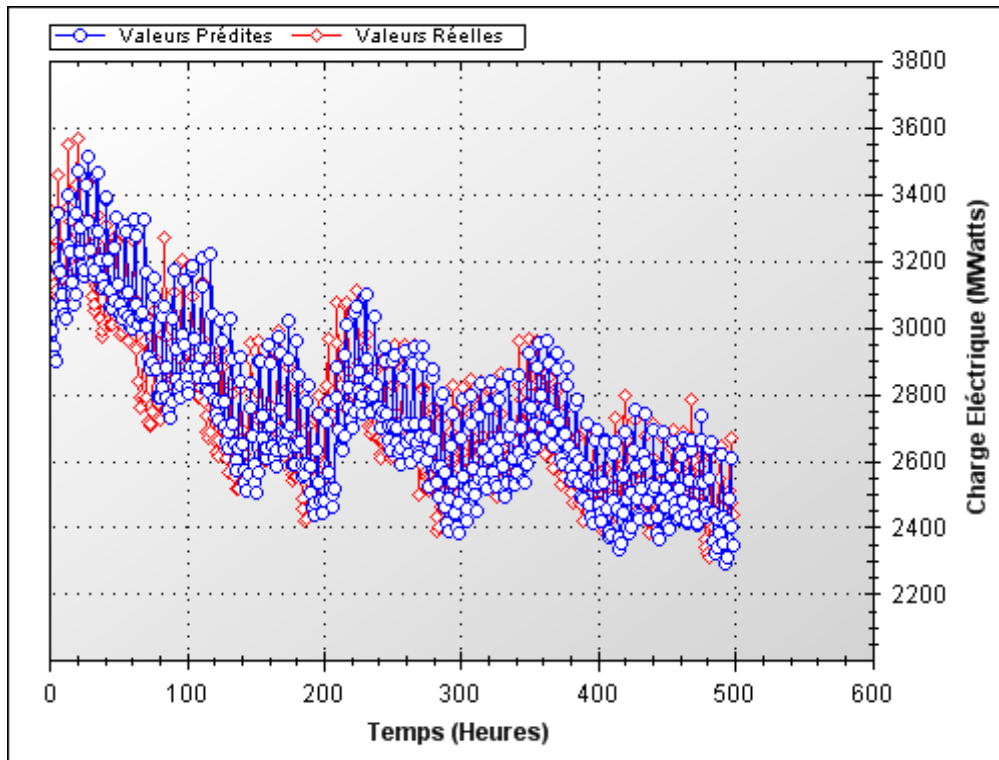


Figure IV.11. Valeurs prédites et réelles de la charge électrique (base de validation, réseau 1)

Réseau 2 :

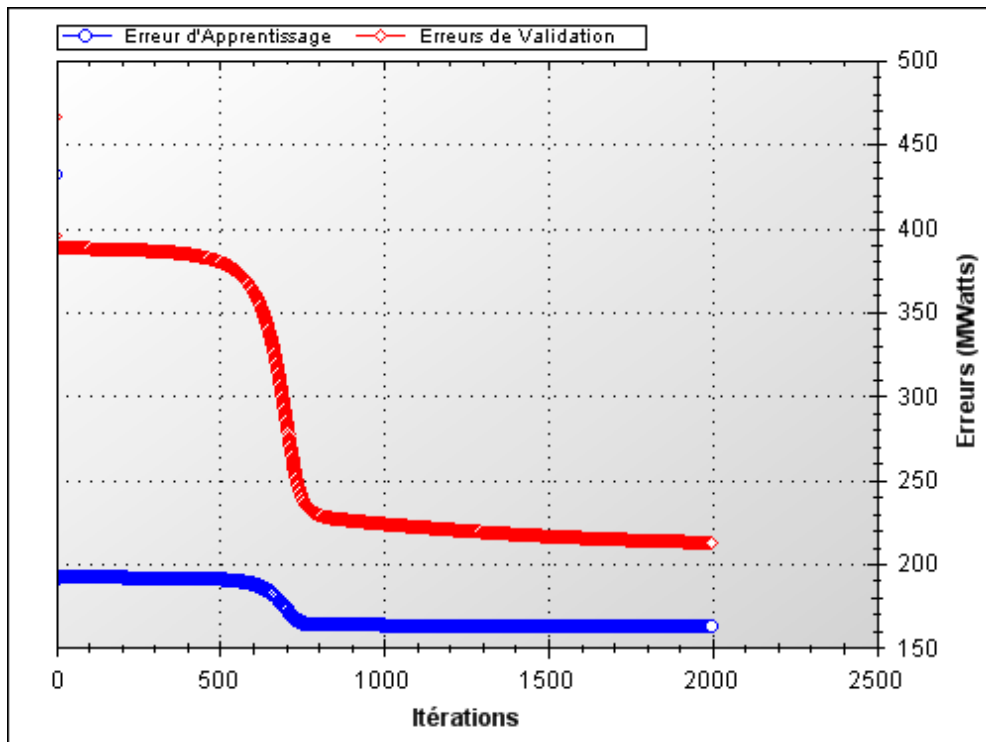


Figure IV.12. Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 2)



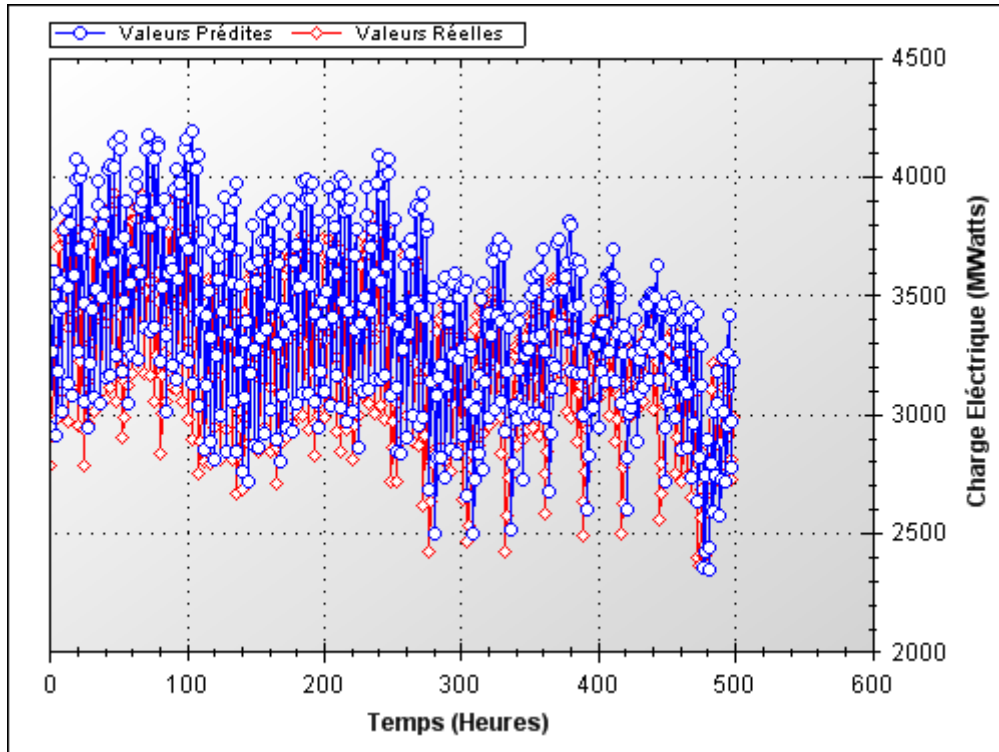


Figure IV.13. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, réseau 2)

Réseau 3 :

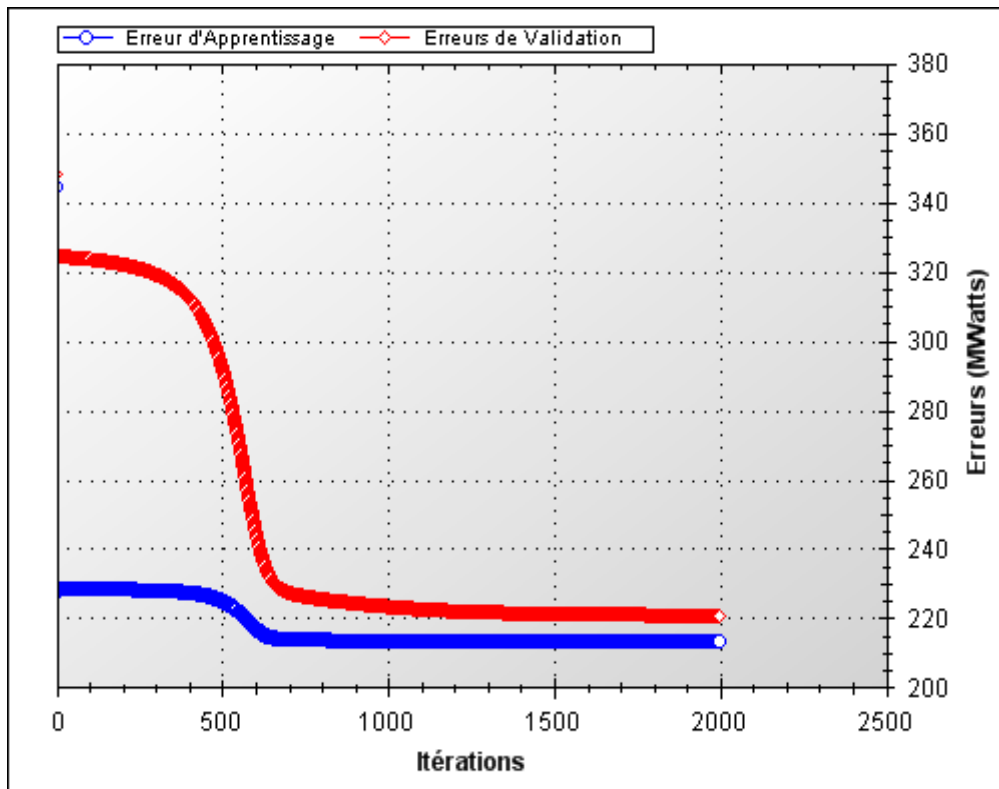


Figure IV.14. Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 3)

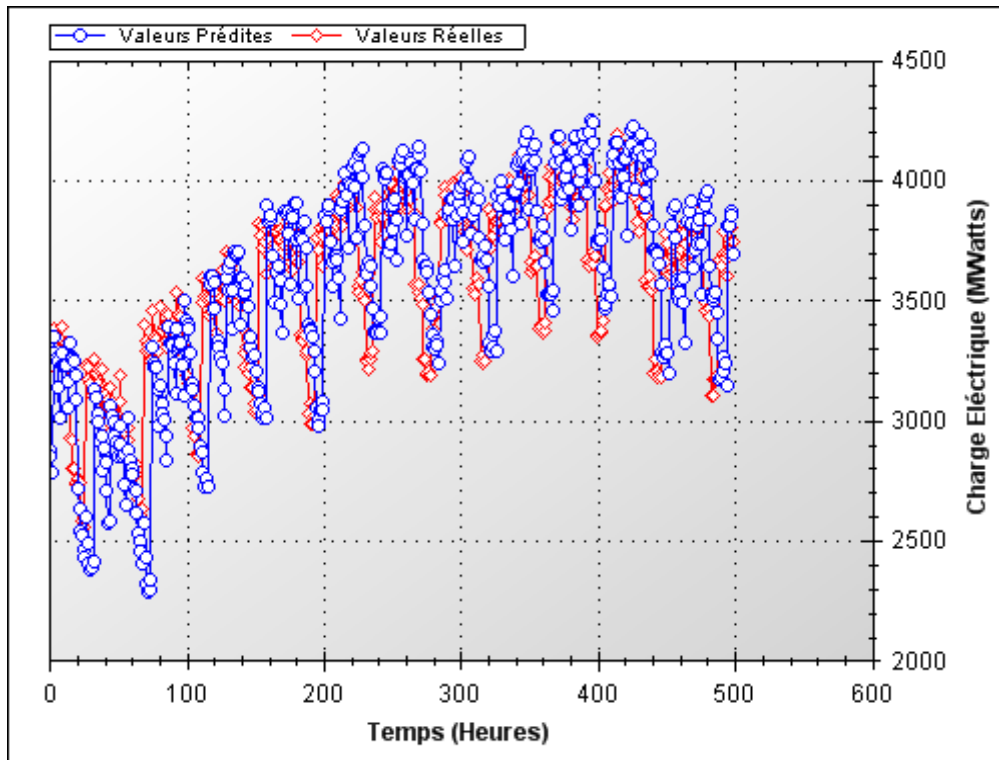


Figure IV.15. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, réseau 3)

**Réseau 4 :**

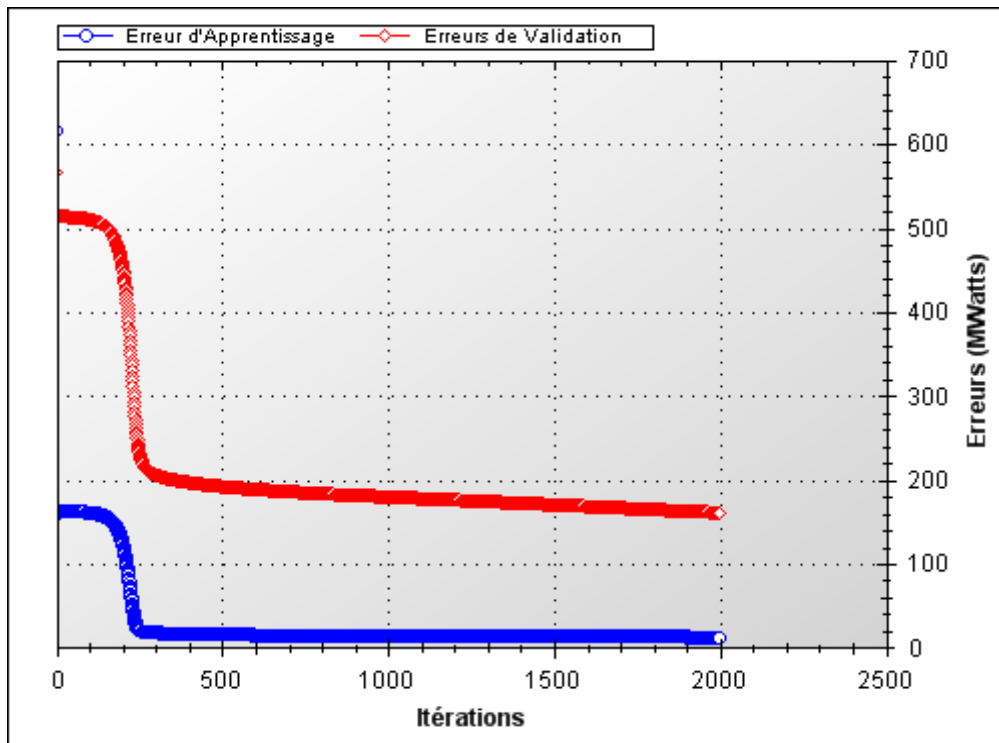


Figure IV.16. Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 4)

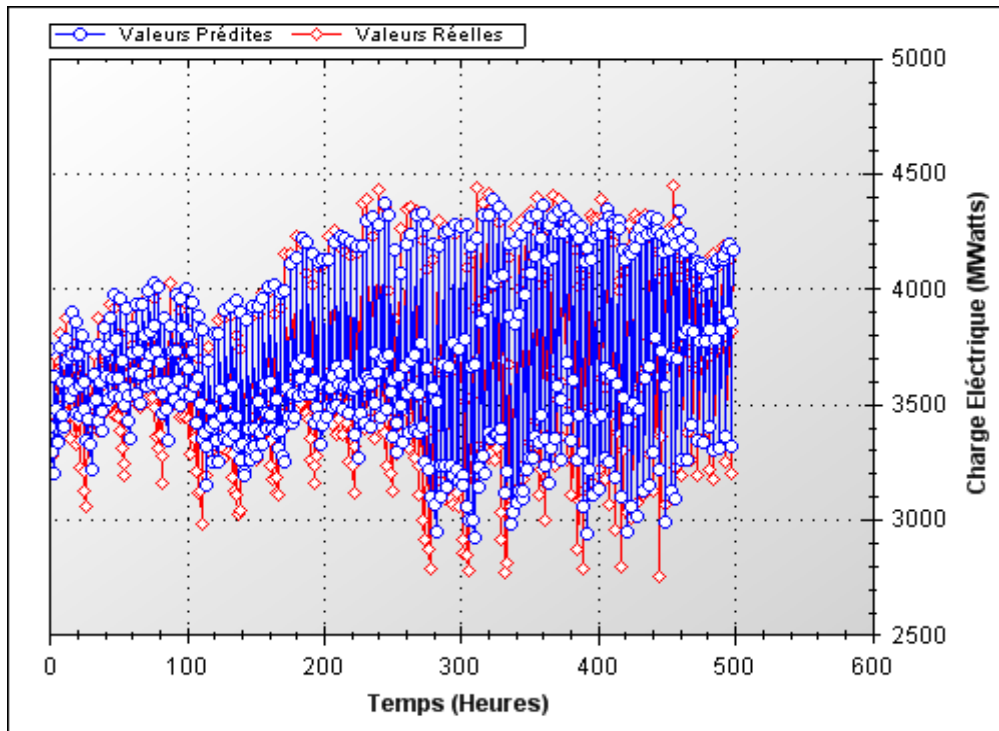


Figure IV.17. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, réseau 4)

Réseau 5 :

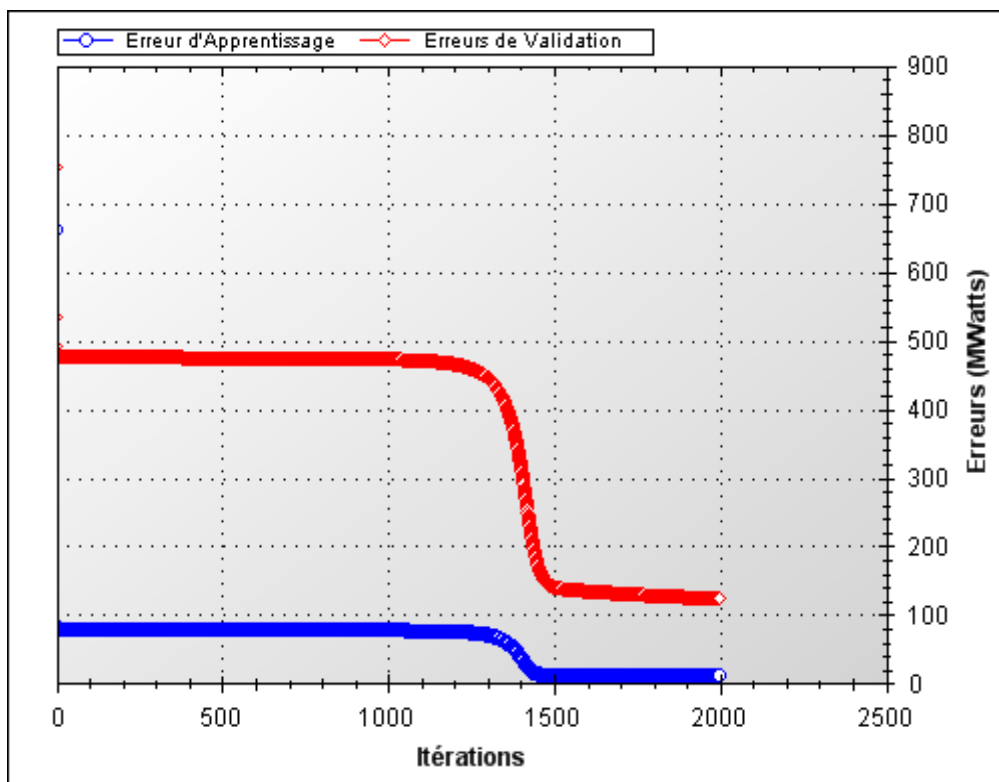


Figure IV.18. Erreurs d'apprentissage et de validation (réseau 5)

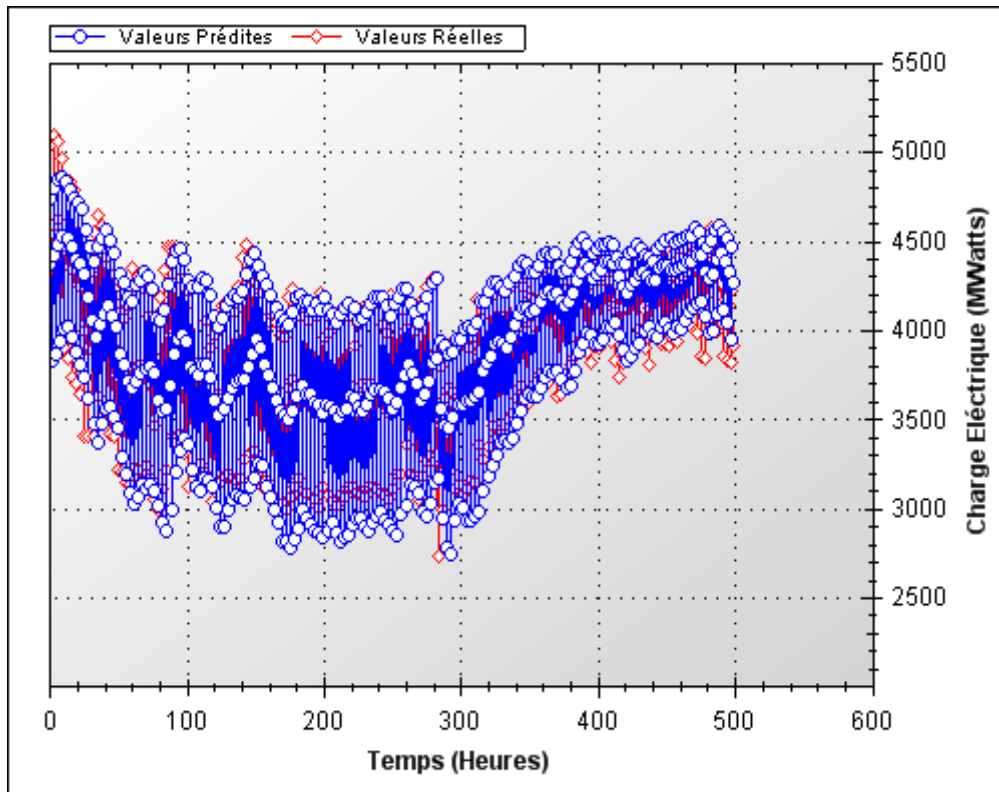


Figure IV.19. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, réseau 5)

#### IV.2.2.3.1. La prédiction des 24 heures de la base de validation

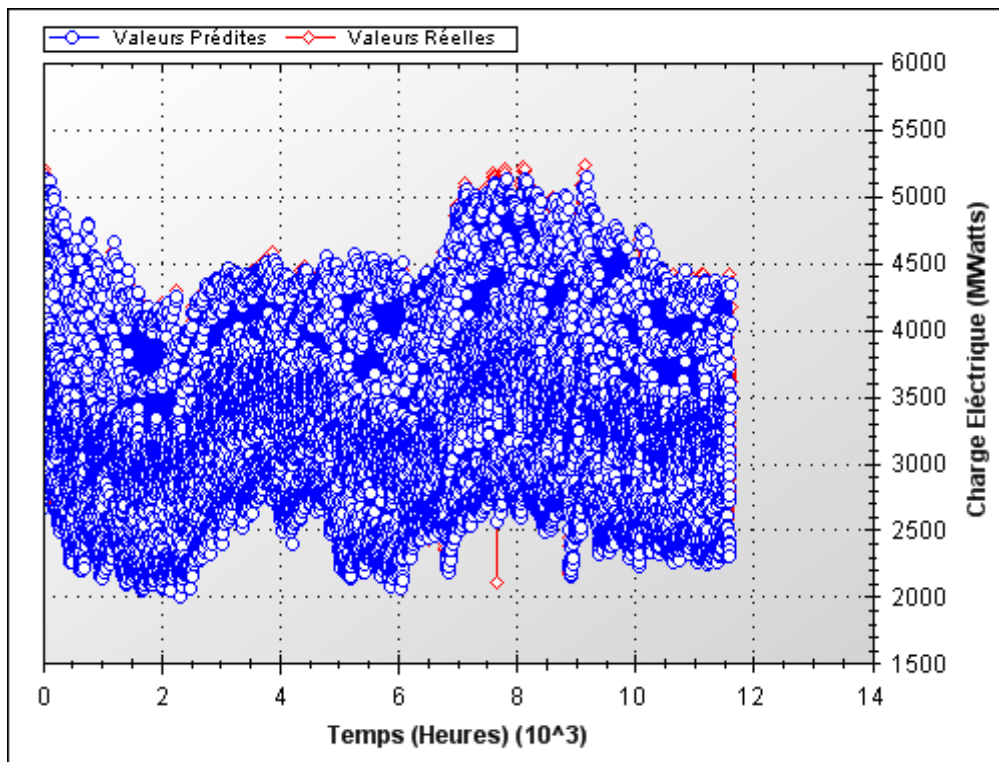


Figure IV.20. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation)

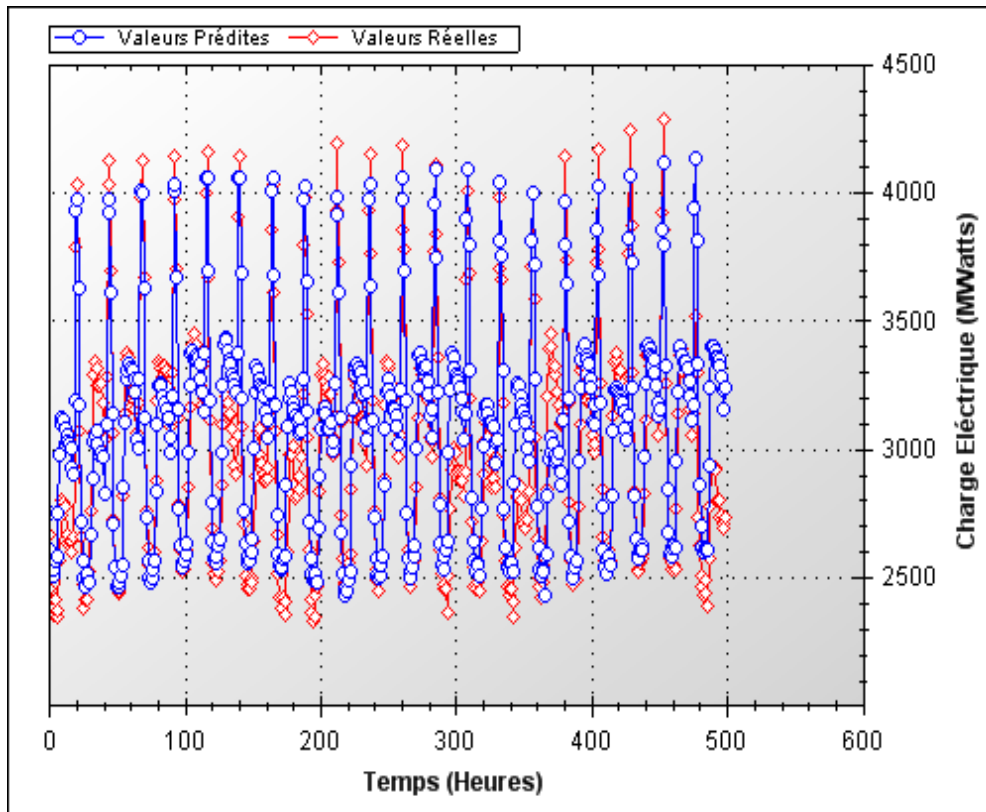


Figure IV.21. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, 500 exemples)

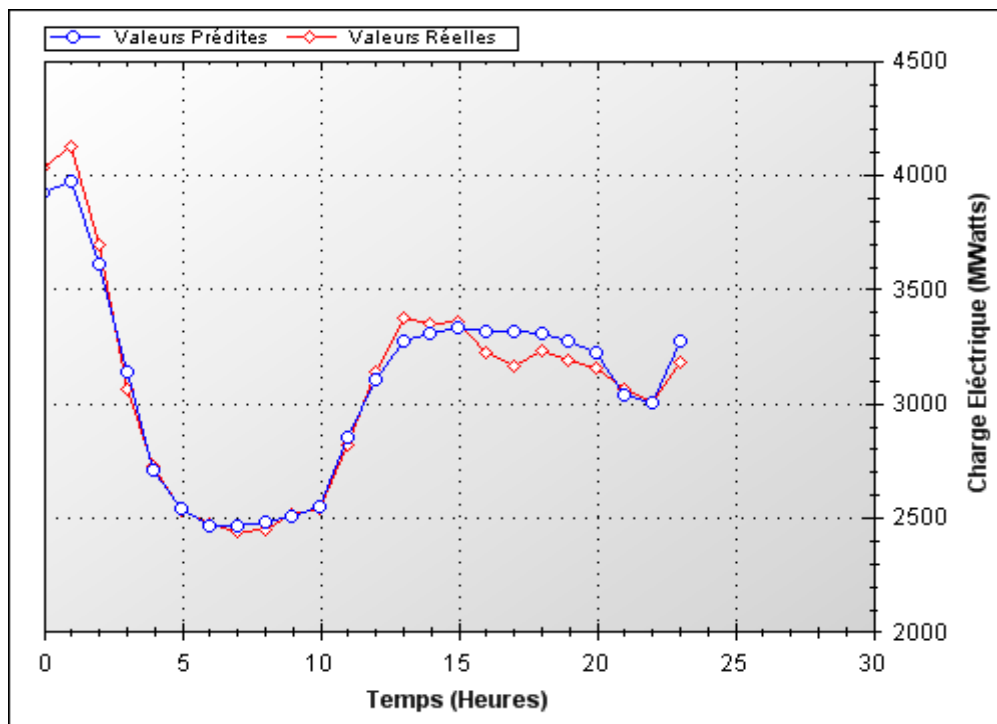


Figure IV.22. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de validation, 24 heures)

IV.2.2.4. Résultats du test

Les Figures VI.23, VI.24, VI.25, VI.26 et VI.27 représentent respectivement les valeurs prédites et réelles de la base de test des réseaux 1, 2, 3, 4 et 5.

*Réseau 1 :*

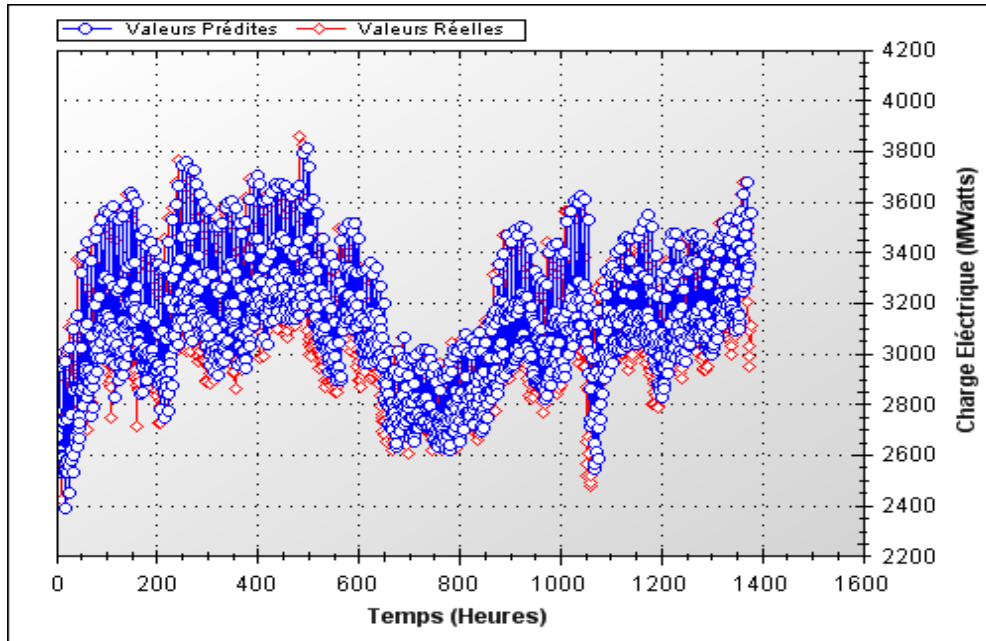


Figure IV.23. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau1)

*Réseau 2 :*

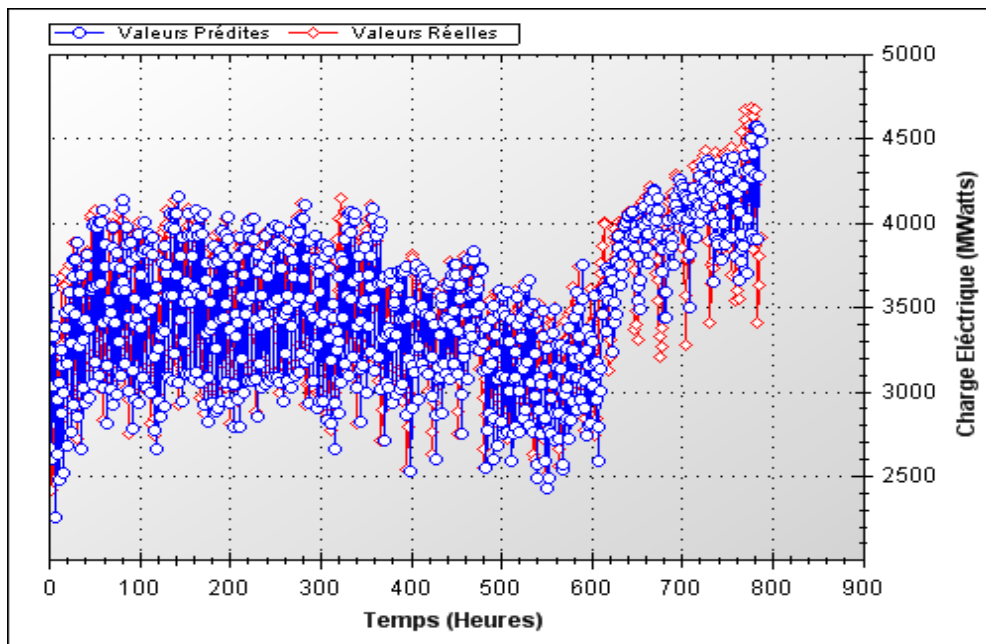


Figure IV.24. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau2)

Réseau 3 :

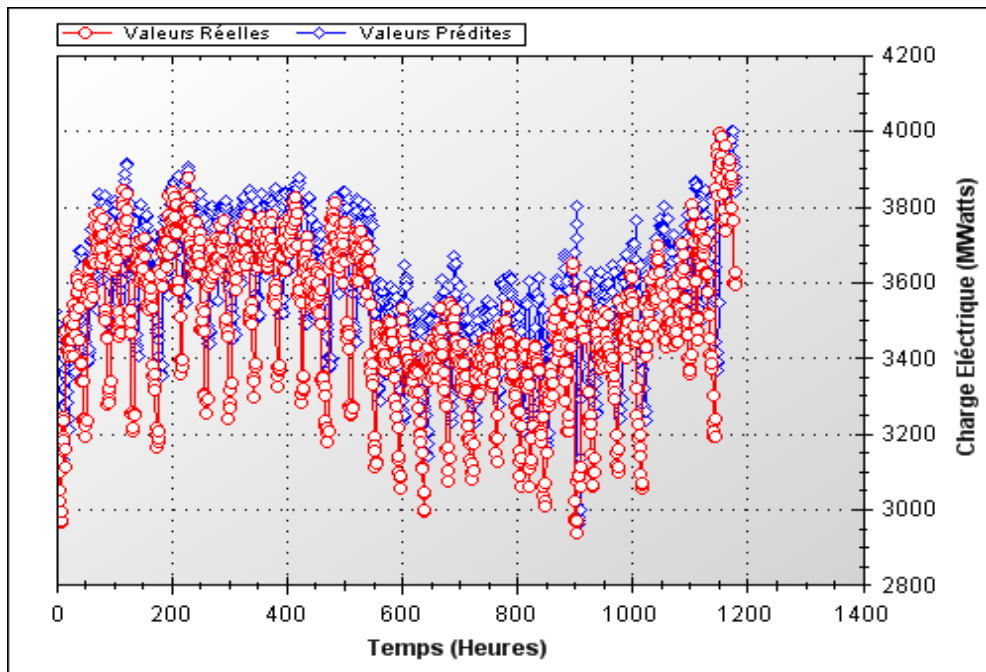


Figure IV.25. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau3)

Réseau 4 :

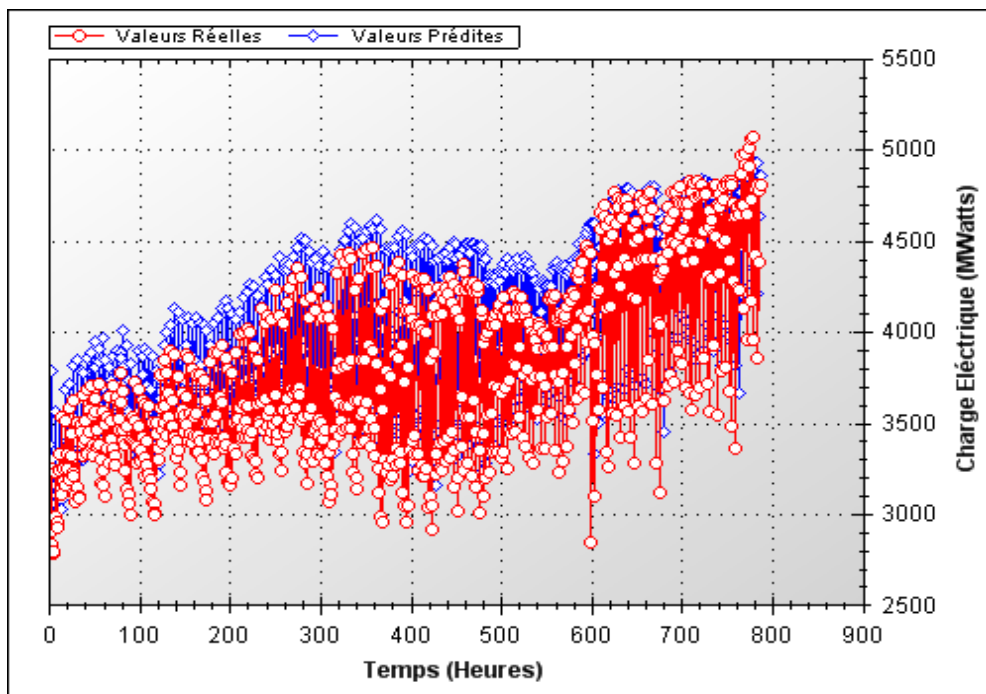


Figure IV.26. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau4)

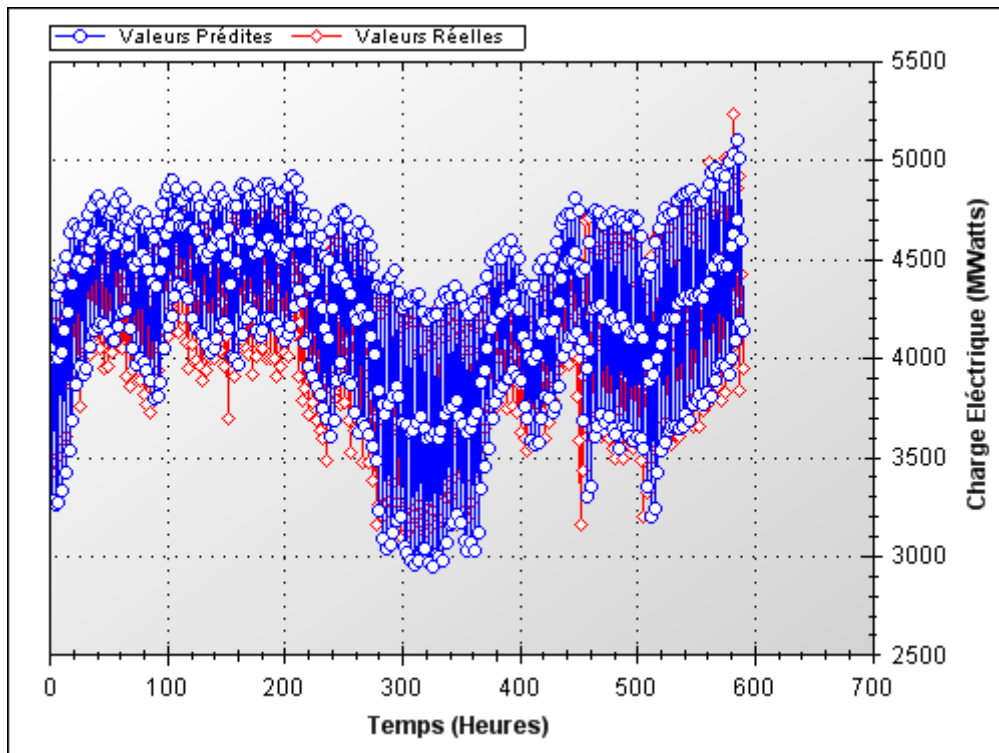
**Réseau 5 :**

Figure IV.27. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, réseau5)

**IV.2.2.4.1. La Prédiction des 24 heures de la base de test**

La Figure IV.28 représente les valeurs prédites et réelles du système global de prédiction sur la base de test.

La Figure IV.29 représente les valeurs prédites et réelles du système global de prédiction sur la base de test (500 exemples).

La Figure IV.30 représente les valeurs prédites et réelles du système global de prédiction sur la base de test (24 heures).



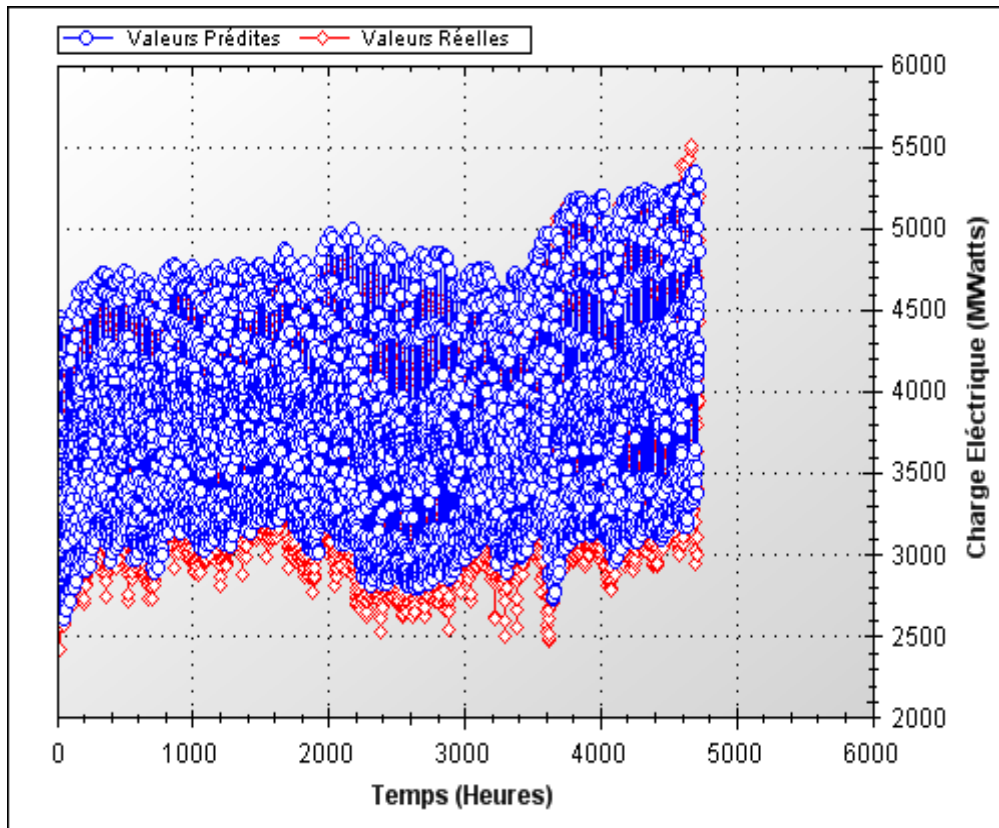


Figure IV.28. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test)

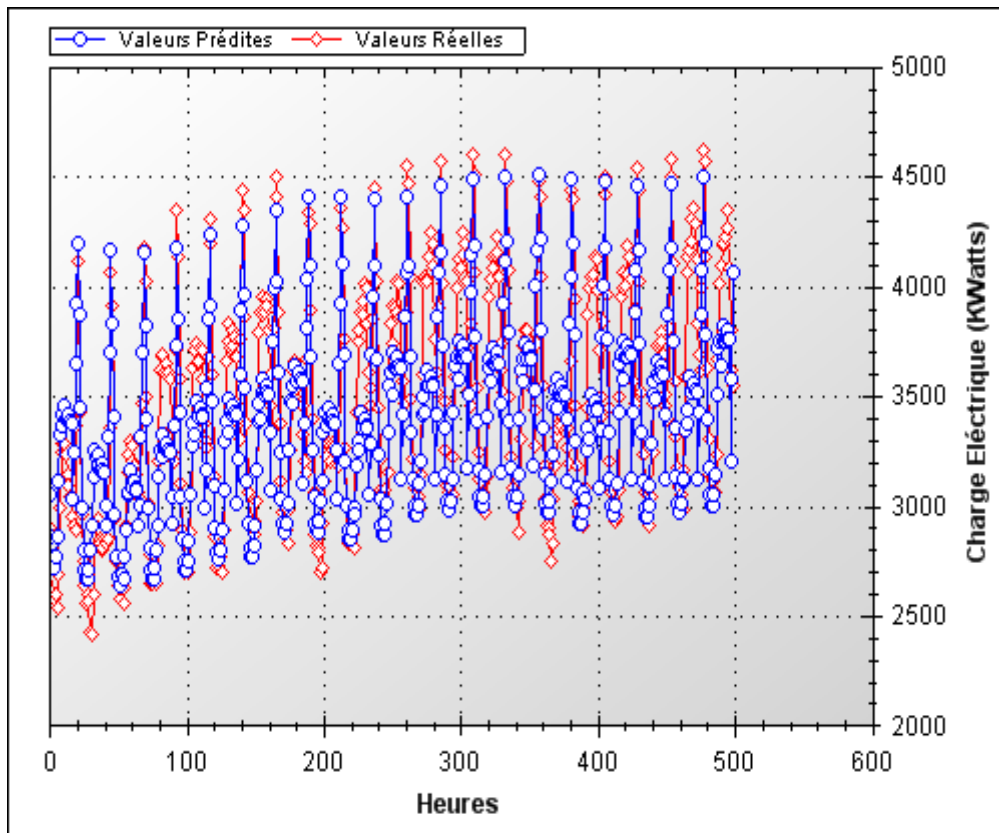


Figure IV.29. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, 500 exemples)

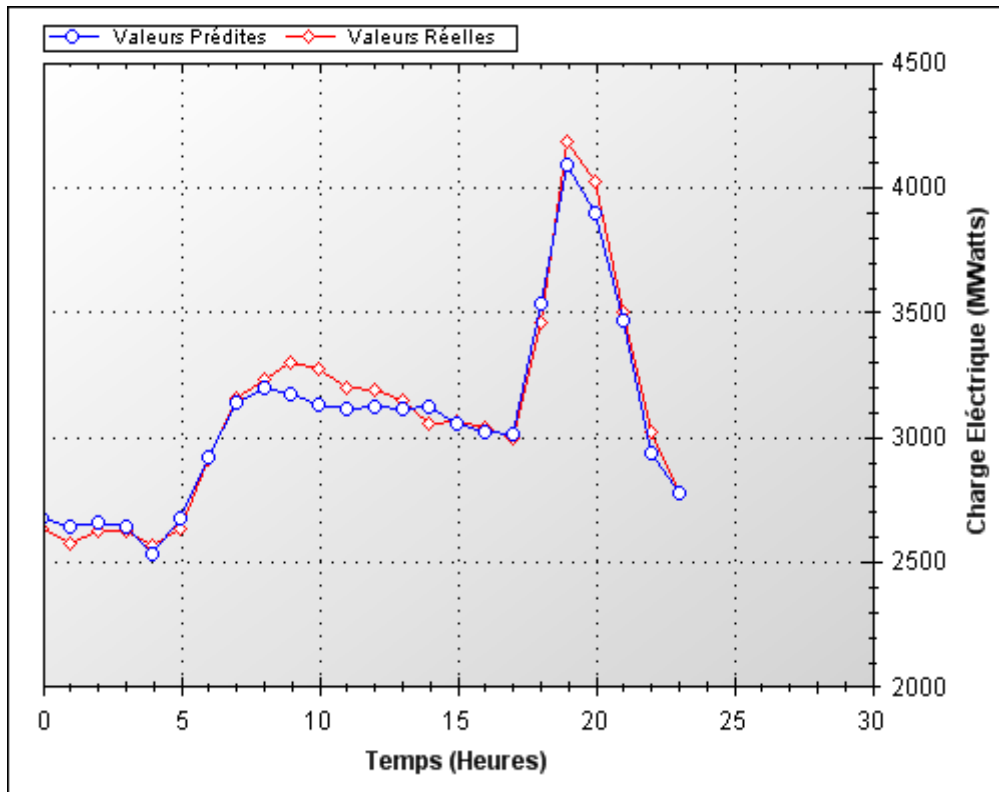


Figure IV.30. Valeurs prédites et réelles de la charge (base de test, 24 heures)

### IV.2.3. Implémentation & Interfaces

#### IV.2.3.1. Apprentissage:

La Figure IV.31 représente la fenêtre principale du système de prédiction développé en C# et elle affiche le nombre de neurones d'entrée, cachés et de sortie. Cette page Web permet à l'utilisateur :

- 1- D'afficher la structure du premier réseau et ses paramètres d'apprentissage,
- 2- De créer les cinq réseaux en cliquant sur le bouton «Créer Les Réseau»,
- 3- De lancer l'apprentissage des réseaux en cliquant sur le bouton « Apprentissage »,
- 4- D'afficher les résultats d'apprentissage et de validation sur la fenêtre principale,
- 5- De représenter les résultats sur des graphiques,
- 6- D'accéder à une nouvelle page Web (Test & Prédiction).

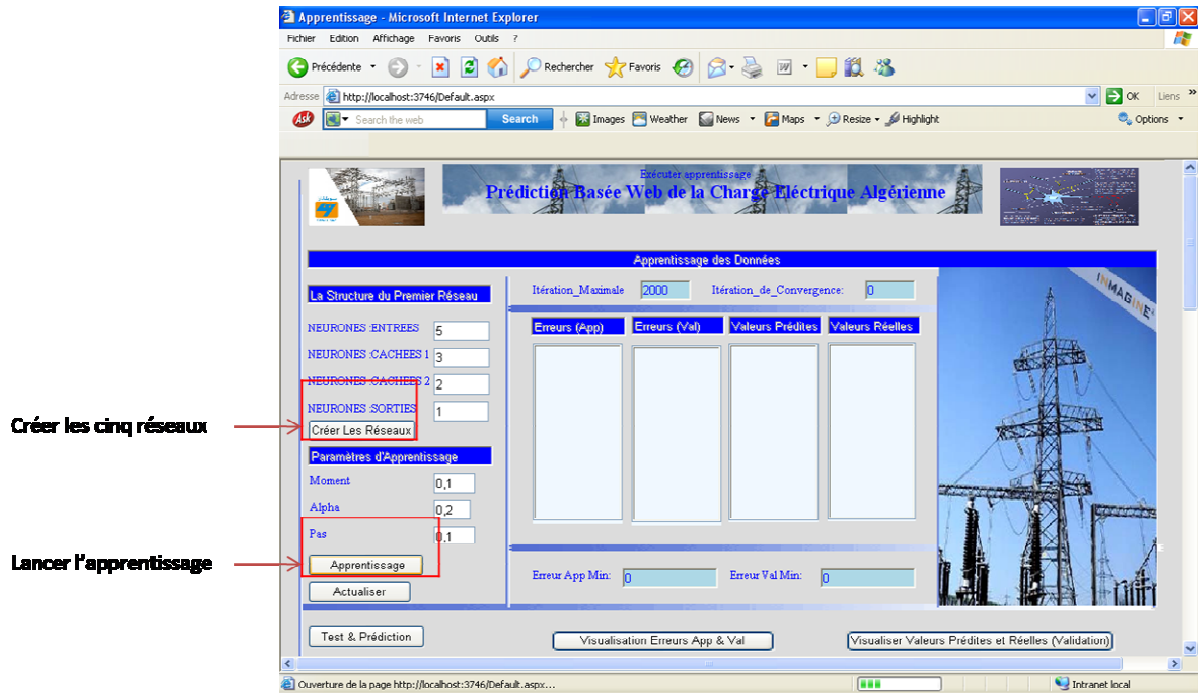


Figure IV.31. Fenêtre principale (processus d'apprentissage en cours d'exécution, système 1)

Le résultat de l'apprentissage s'affiche sur la même fenêtre et l'utilisateur peut remarquer l'itération de convergence où le processus d'apprentissage est arrêté.

Comme nous avons cinq réseaux, le choix d'afficher l'itération de convergence et les erreurs minimales d'apprentissage et de validation a été fait pour le premier réseau. Pour cet exemple, l'itération de convergence est égale à 2000.

Les erreurs minimales d'apprentissage et de validation (du réseau 1) sont respectivement égales à 0,00014909592 et 0,0138406439. Elles s'affichent directement sur la page Web.

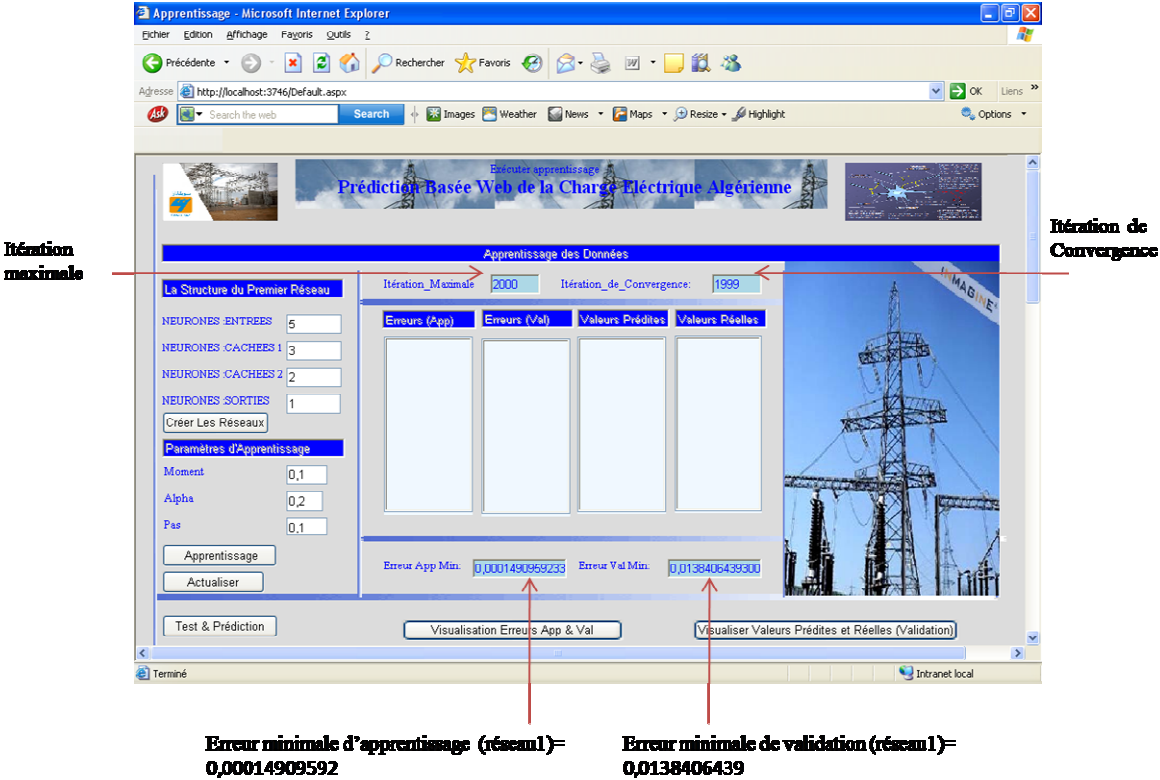


Figure IV.32. Fin du processus d'apprentissage et affichage des résultats (système 1)

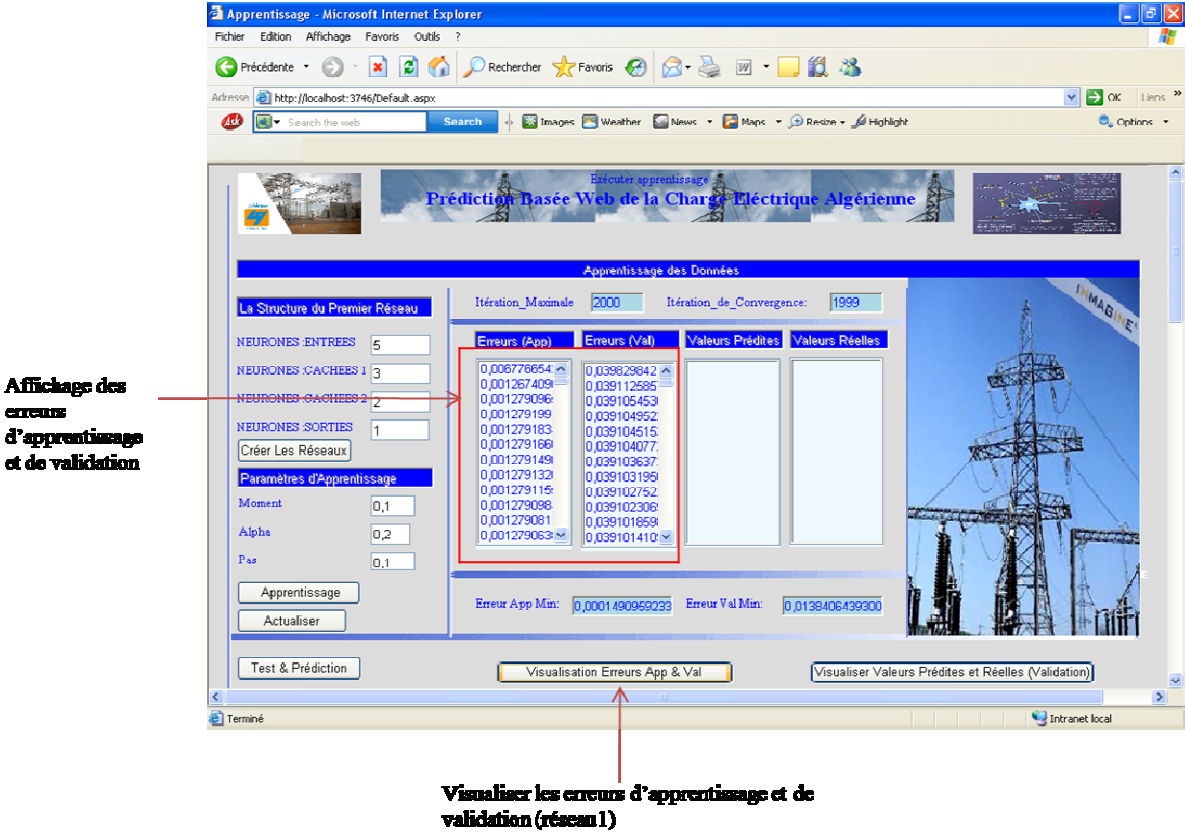


Figure IV.33. Bouton pour l'affichage des erreurs d'apprentissage et de validation (système 1)

L'utilisateur peut également afficher les erreurs d'apprentissage et de validation sur la page Web et même les projeter sur des graphiques en cliquant sur le bouton « Visualisation Erreurs App & Val ».

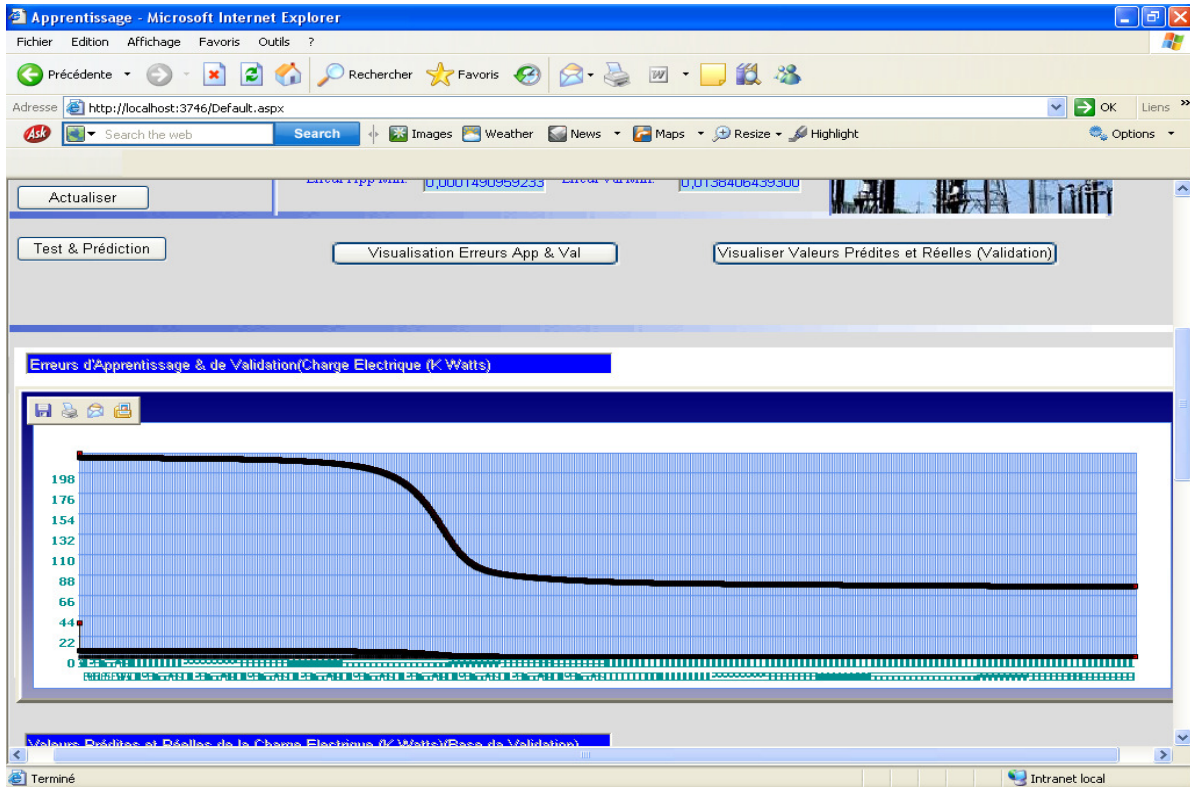


Figure IV.34. Affichage des erreurs d'apprentissage et de validation (système 1)



Figure IV.35. Affichage des valeurs prédites et réelles (base de validation, système 1)

De même, l'utilisateur peut afficher les valeurs prédites et réelles de la base de validation sur la page Web et les projeter sur des graphiques en cliquant sur le bouton « Visualiser Valeurs Prédites set Réelles (Validation) ».

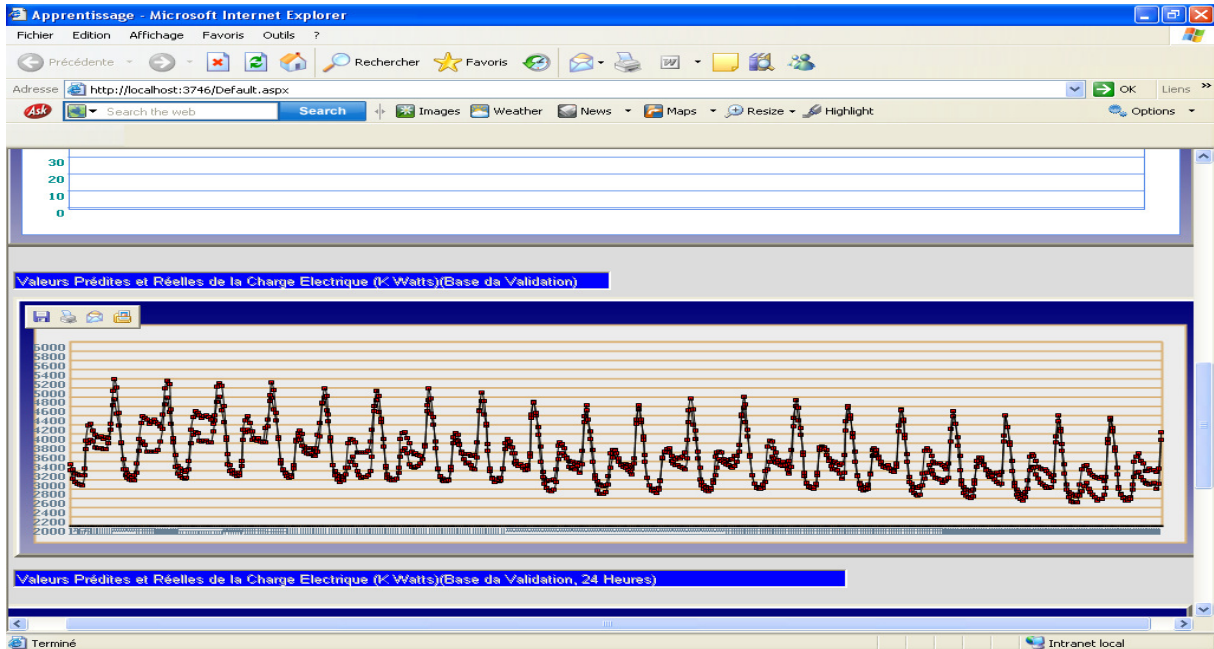


Figure IV.36. Valeurs prédites et réelles (base de validation, système 1)

Le deuxième graphe représente 24 heures de la charge électrique prédite et réelle (base de validation).

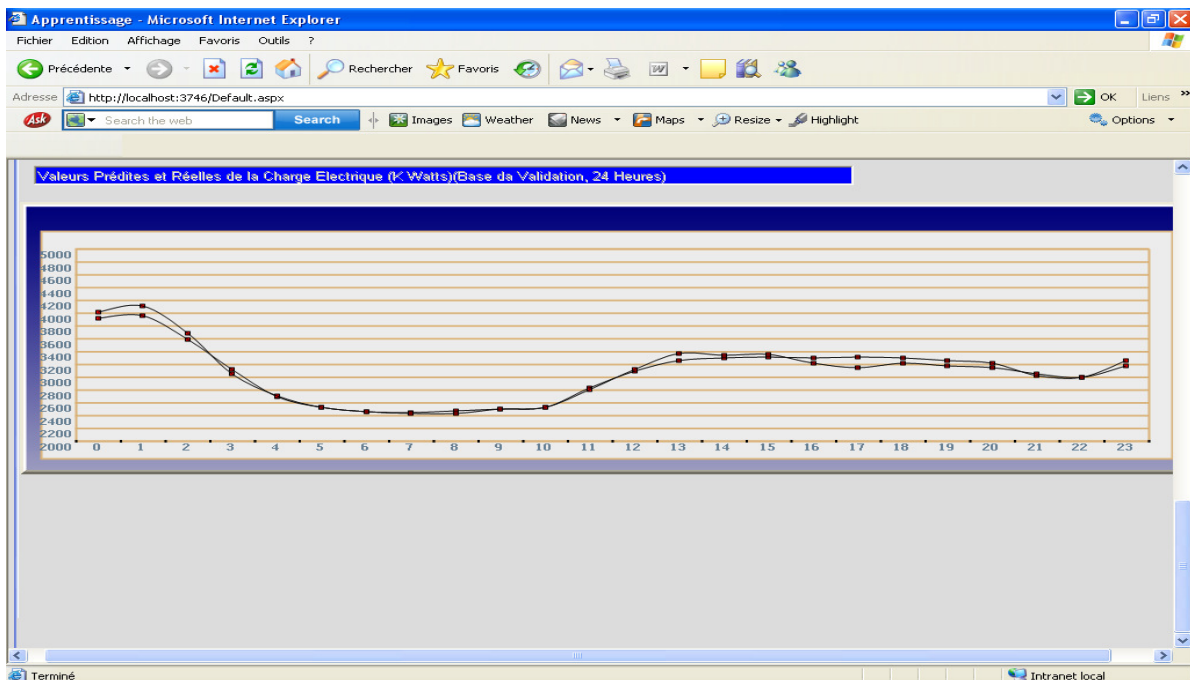


Figure IV.37. Valeurs prédites et réelles (base de validation, 24 heures)

L'utilisateur peut accéder à la page web du test en cliquant sur le bouton « Test & Prédiction ».

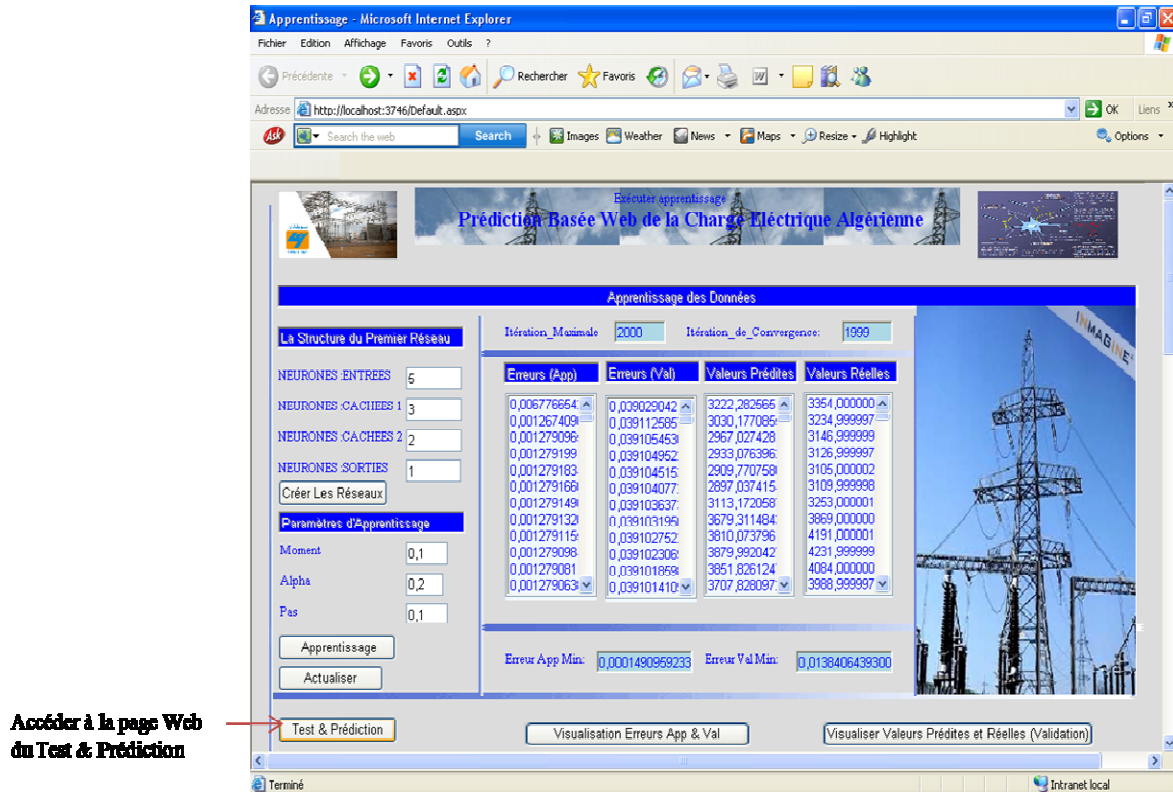


Figure IV.38. Accéder à la page web du Test & Prédiction (système 1)

#### IV.2.3.2. Test

La fenêtre principale permet à l'utilisateur de charger les structures choisies lors de la phase d'apprentissage en cliquant sur le bouton « Charger Réseaux »,

Elle affiche la structure choisie du Réseau1 ainsi que ses paramètres d'apprentissage.

Cette page Web permet aussi de tester les performances des structures choisies sur la base de test en cliquant sur le bouton «Tester les Réseaux».

Elle permet à l'utilisateur d'ouvrir le fichier d'entrée « Données\_Entrées .xls » en cliquant sur le bouton « Entrer Données », de faire entrer les données de la charge électrique et d'enregistrer le fichier Excel.

Elle permet de lancer la prédiction des valeurs entrées et projeter les résultats de prédiction sur des graphes.

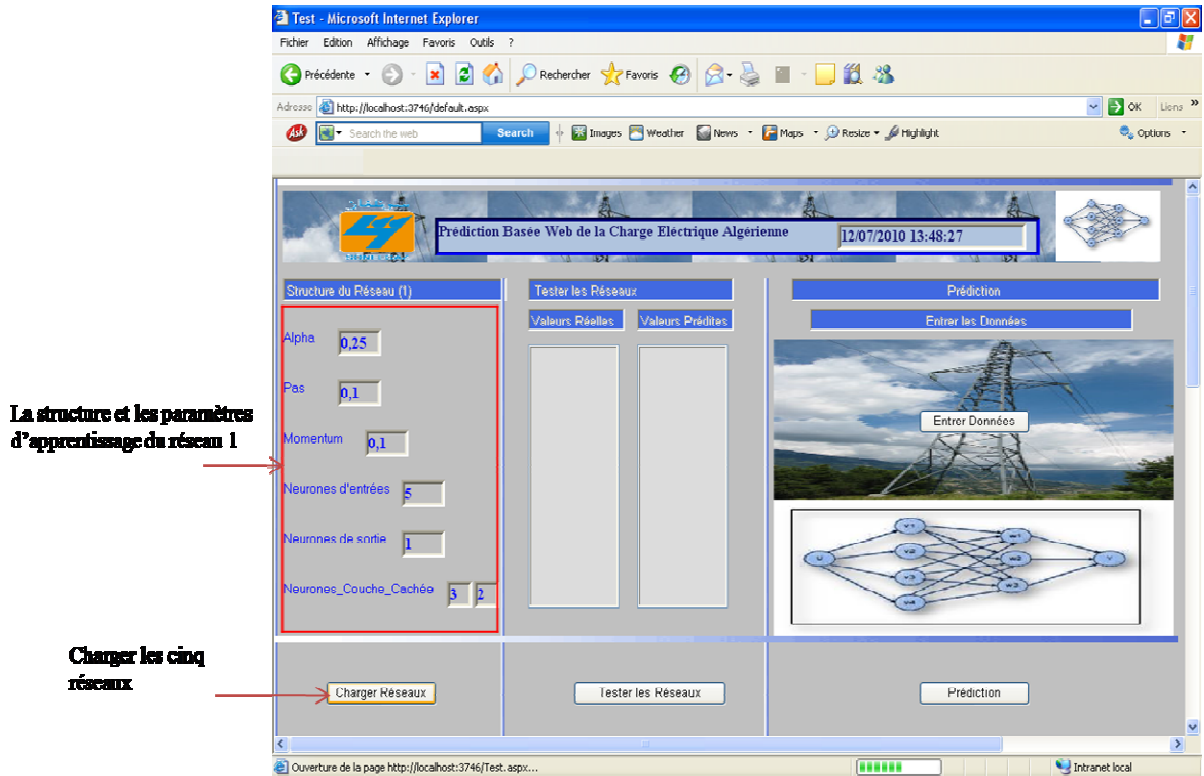


Figure IV.39. Chargement des cinq réseaux

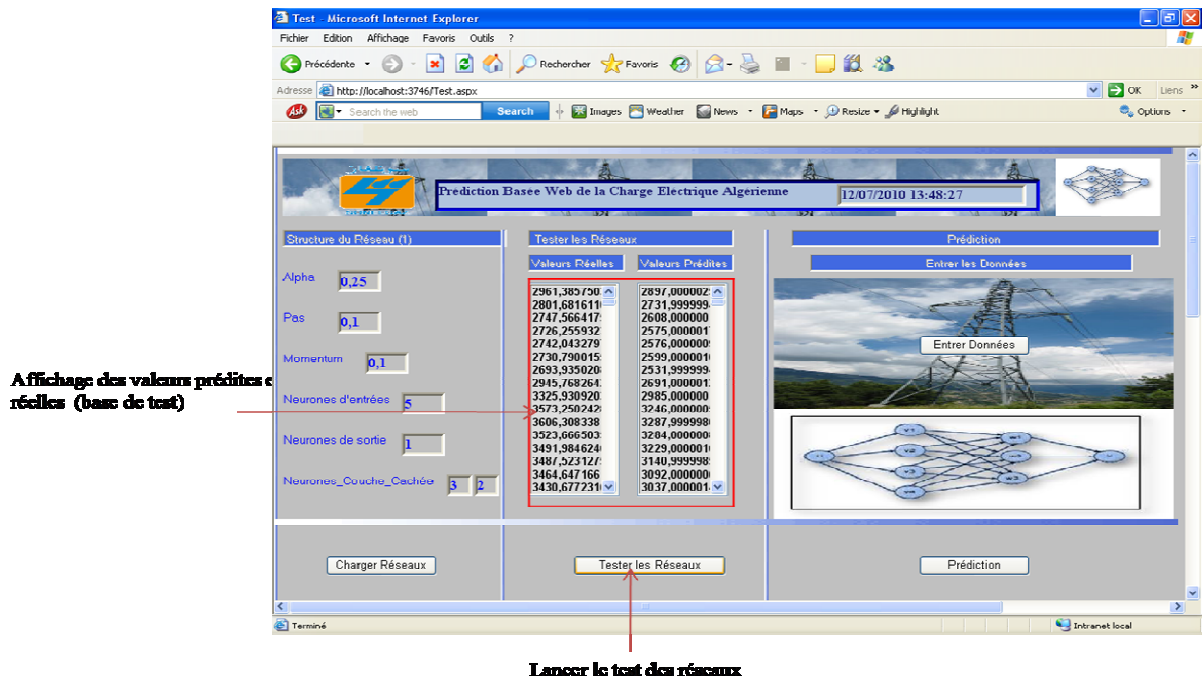


Figure IV.40. Lancement du test des 5 réseaux et l'affichage des valeurs prédites et réelles (base de test)



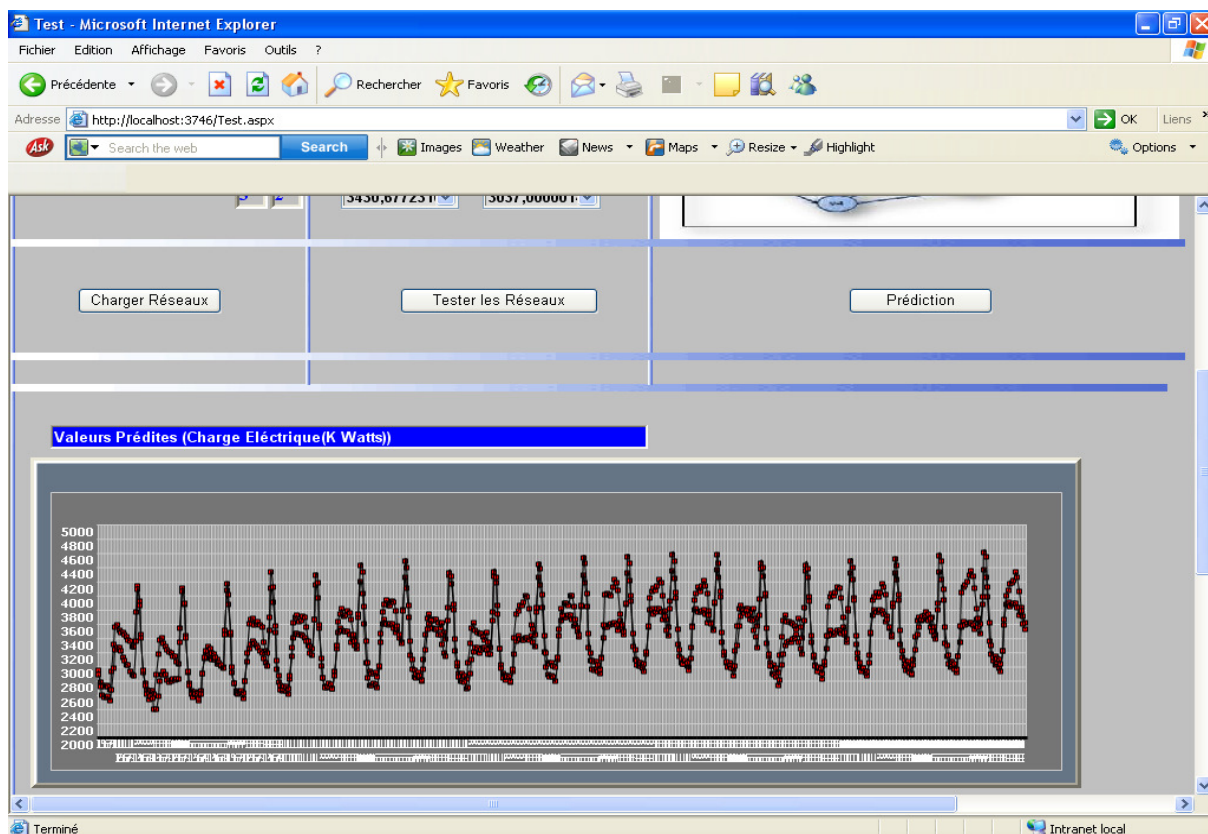


Figure IV.41. Valeurs prédites et réelles de la base de test (système 1)

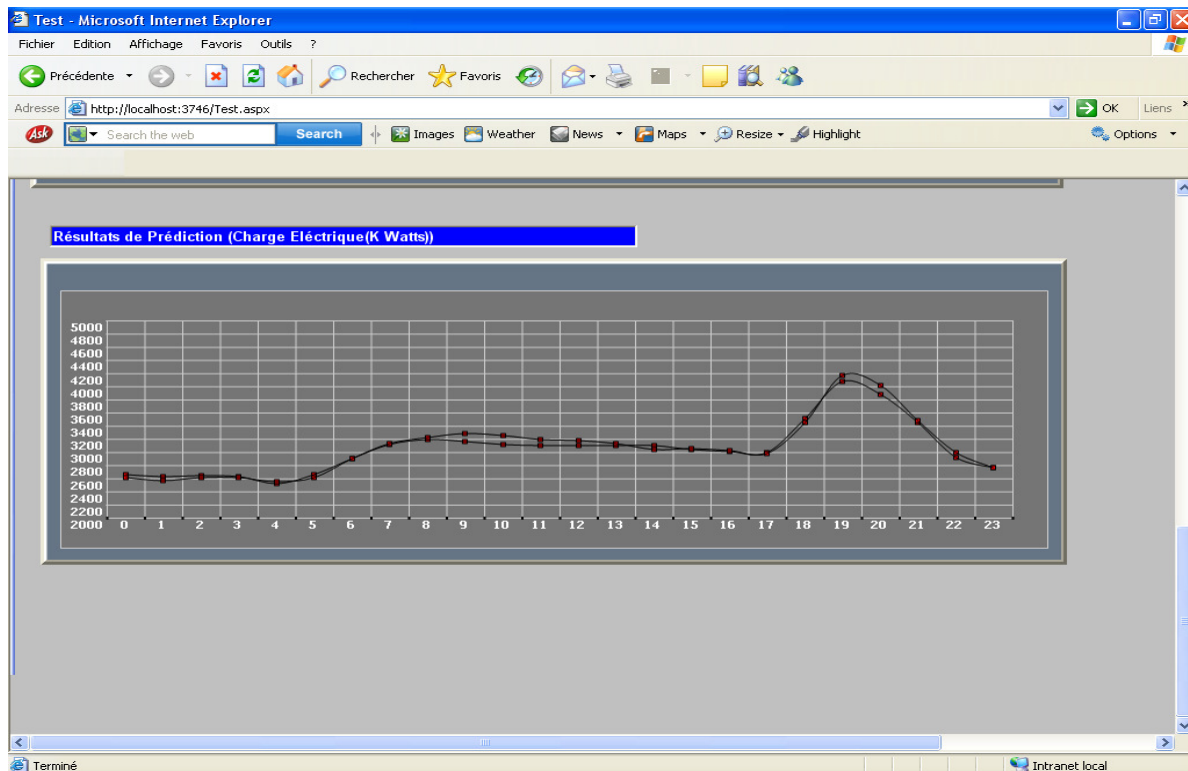
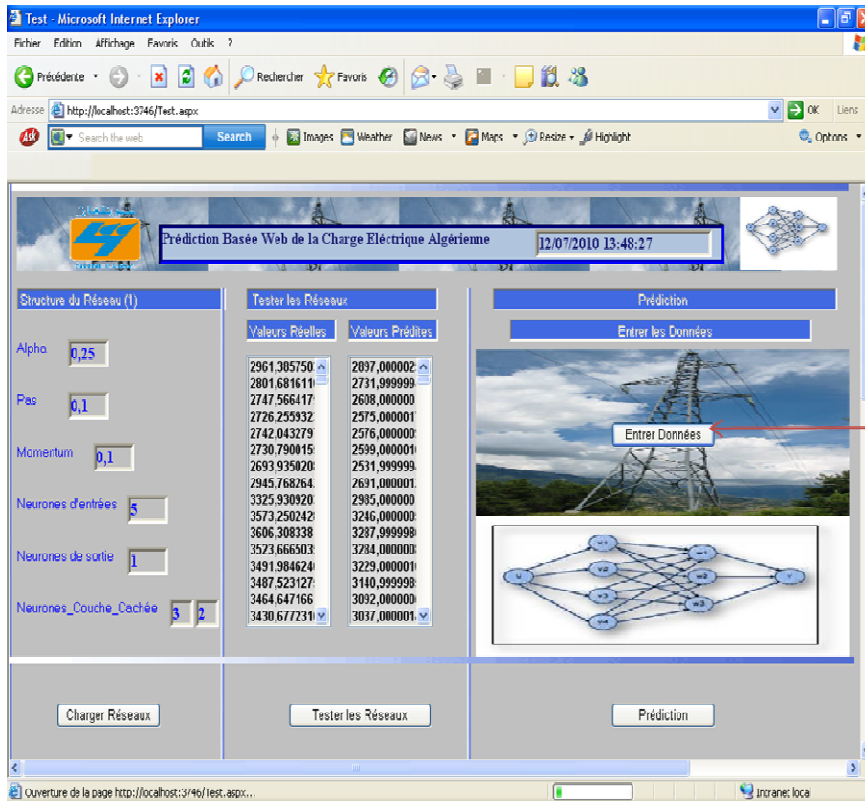


Figure IV.42. Valeurs prédites et réelles de la base de test (24 heures)



Ouvrir le fichier Excel déjà existant (Données\_Entrées.xls) pour entrer les données de la charge électrique

Figure IV.43. Entrer les données de la charge sur le fichier Excel « Données-Entrées.xls »

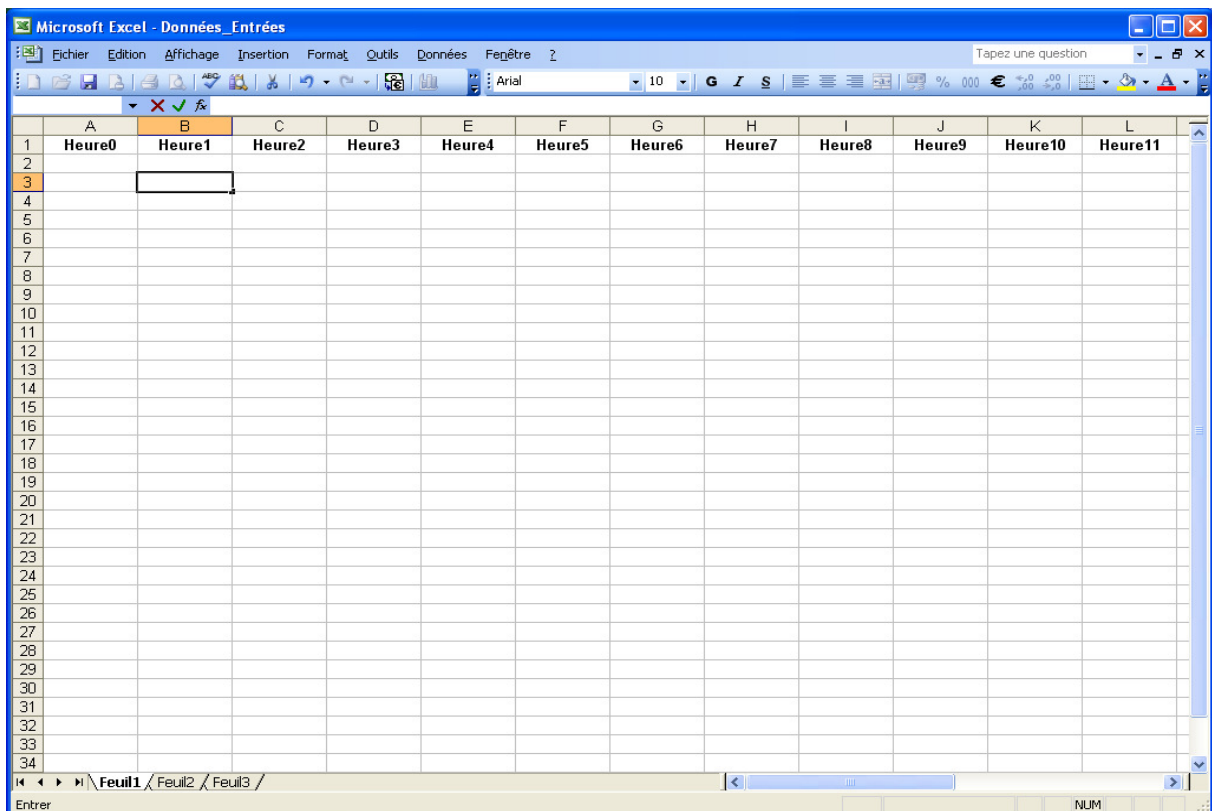


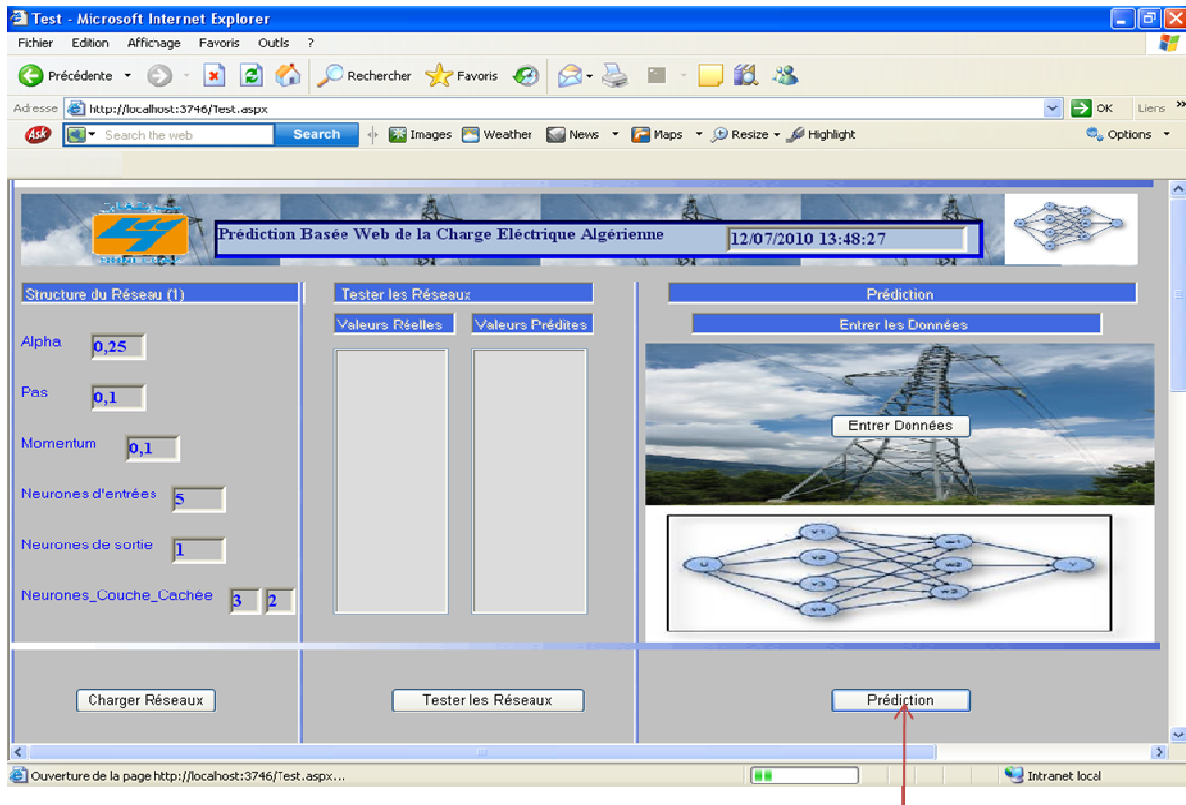
Figure IV.44. Ouverture du fichier Excel « Données-Entrées.xls »

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	Heure 0	Heure 1	Heure 2	Heure 3	Heure 4	Heure 5	Heure 6	Heure 7	Heure 8	Heure 9	Heure 10	Heure 11
2	3019	2823	2737	2703	2699	2706	2805	3034	3358	3605	3490	3287
3	3019	2875	2761	2724	2696	2718	2853	3141	3447	3658	3524	3323
4	3139	2864	2768	2734	2739	2730	2859	3089	3406	3651	3571	3343
5	2939	2842	2731	2719	2708	2718	2816	3010	3232	3392	3304	3215
6	1990	3053	2560	2756	2610	2722	2724	2908	2997	3099	3077	2627
7	2937	2773	2692	2660	2651	2724	2944	3456	3800	3798	3613	3403
8	2987	2852	2770	2759	2744	2792	2923	3495	3827	3727	3544	3333
9	3032	2854	2782	2767	2735	2789	2941	3452	3803	3811	3633	3534
10	3051	2875	2797	2779	2767	2826	2990	3573	3934	3923	3718	3541
11	3047	2891	2818	2805	2781	2847	2989	3505	3852	3952	3755	3584
12	3117	2872	2788	2771	2762	2786	2885	3381	3611	3436	3237	3014
13	3008	2804	2742	2683	2692	2718	2802	2993	3110	3201	3019	2826
14	2961	2766	2674	2667	2665	2738	2907	3517	3804	3788	3487	3285
15	2980	2760	2711	2694	2677	2721	2966	3543	3830	3816	3669	3574
16	3020	2880	2818	2798	2771	2836	2979	3571	3919	3916	3701	3529
17	3062	2886	2841	2777	2784	2812	3017	3611	3889	3872	3616	3399
18	3069	2855	2794	2808	2785	2813	2970	3605	3889	3835	3627	3436
19	2951	2853	2757	2744	2720	2755	2886	3403	3571	3403	3170	2933
20	2934	2724	2642	2617	2592	2598	2678	2895	3078	3109	2971	2784
21	2825	2673	2623	2582	2560	2610	2843	3465	3723	3670	3501	3363
22	3005	2794	2695	2670	2643	2702	2879	3484	3723	3688	3486	3264
23	2963	2794	2761	2756	2743	2768	2882	3459	3686	3620	3365	3163
24	2870	2717	2681	2628	2608	2656	2850	3363	3567	3486	3240	3055
25												
26												
27												
28												
29												
30												
31												
32												
33												
34												
35												
36												

Figure IV.45. Charger et enregistrer les données sur le fichier Excel « Données-Entrées.xls »

### Remarque Importante :

Il faut que le fichier d'entrée (Doonnées\_Entrées.xls) ne se ferme pas afin que le programme de prédiction puisse lire les données entrées par l'utilisateur et effectuer la prédiction (le fichier se ferme automatiquement après la récupération des données).



Lancer la prédiction

Figure IV.46. Lancement de la prédiction (système 1)

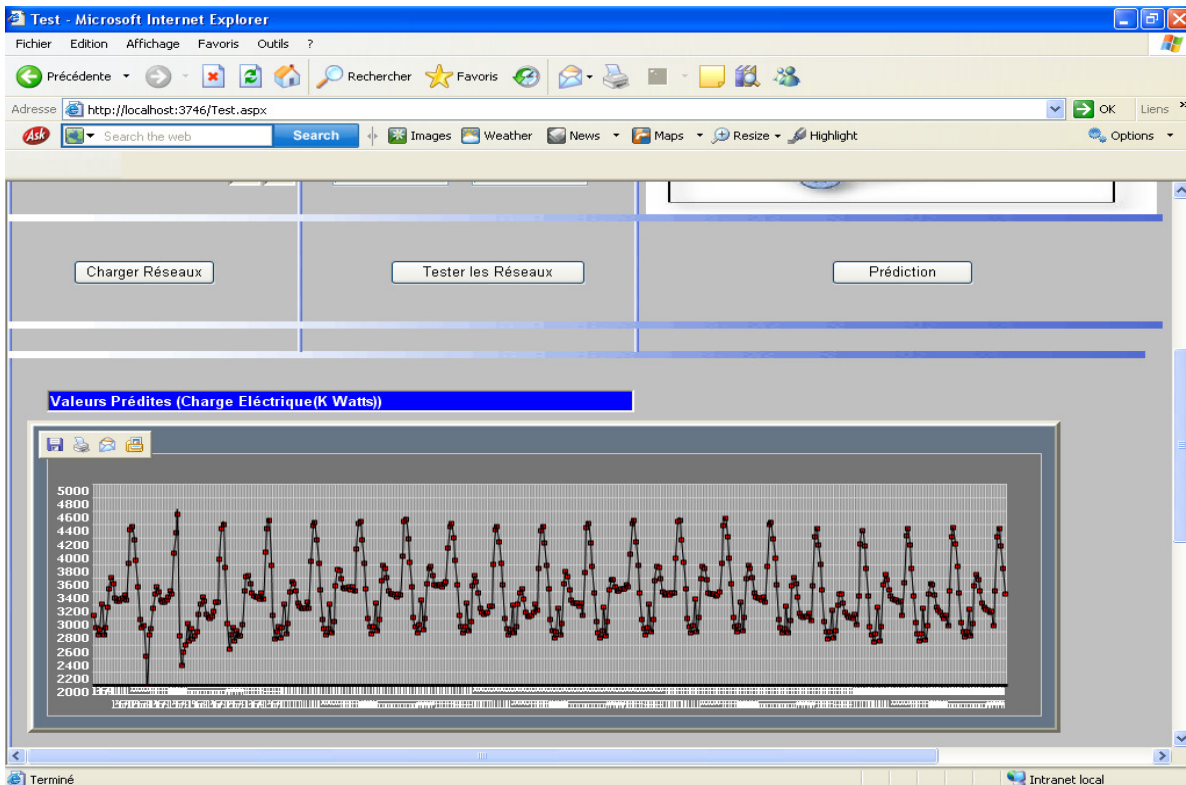


Figure IV.47. Charge électrique prédite

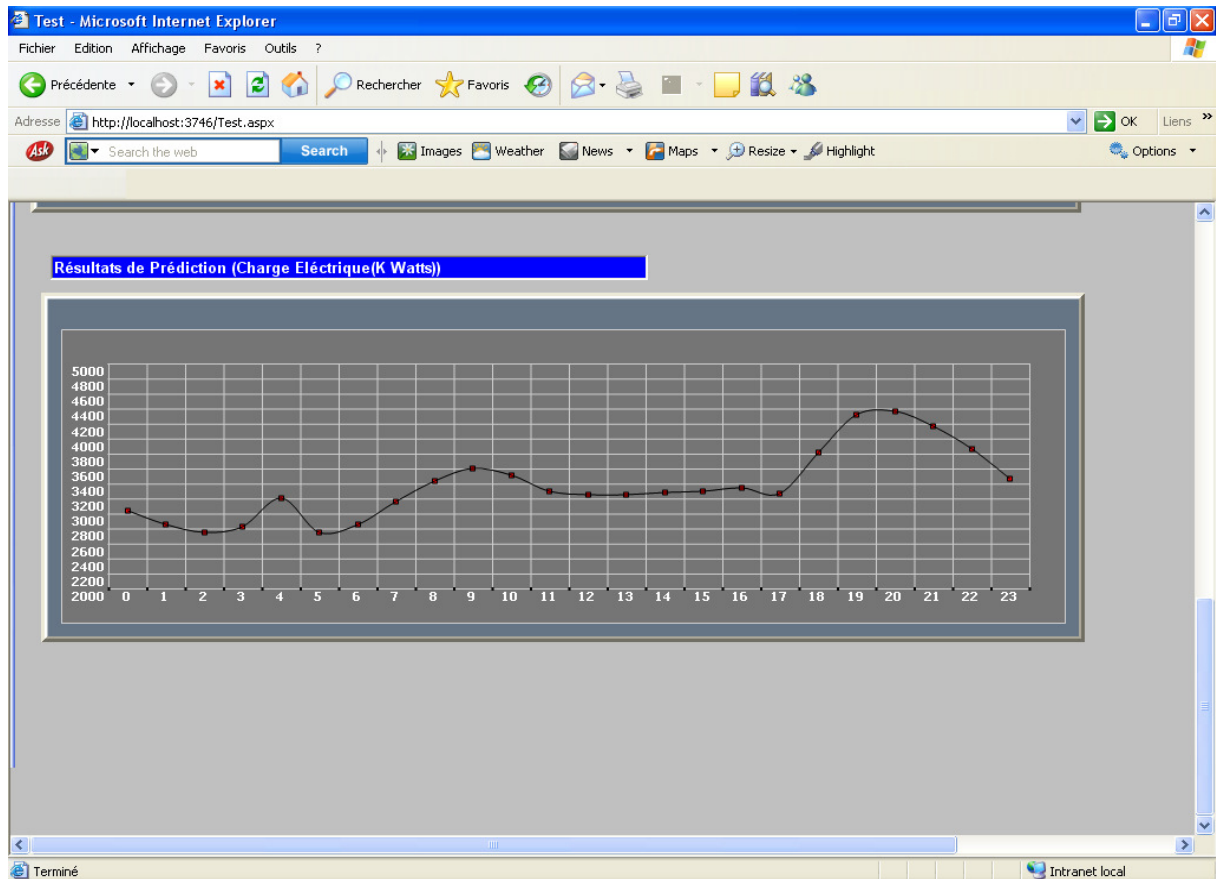


Figure IV.48. Charge électrique prédite (24 heures)

#### IV.2.4. Discussion

Tout d'abord, pour la phase d'apprentissage, l'erreur d'apprentissage des cinq réseaux diminue progressivement et tend vers zéro selon les principes de convergence de la règle de rétro-propagation. Deuxièmement, pour la phase de validation, cinq erreurs minimales sont obtenues et sont respectivement : erreur1 = 0,0138406439, error2 = 0,0386382575, erreur3 = 0,0401212550 erreur4 = 0,0292265203 et erreur5 = 0,0223645850 à l'époque 2000.

D'une part, les résultats obtenus à partir des prévisions de la phase d'apprentissage sont bons pour les cinq réseaux parce qu'ils approchent les valeurs réelles, mais ils ne confirment pas l'aptitude de généralisation du PMC. D'autre part, Pour la validation et le test, les valeurs de la charge électrique prédites et réelles sont presque similaires ce qui peut confirmer que les choix des structures des cinq réseaux sont bons en les validant et testant sur des données indépendantes. Nous pouvons observer que les résultats de prédiction sur la base de test sont satisfaisants où les valeurs prédites approchent les valeurs réelles. Ces résultats impliquent que les structures choisies offrent un degré très élevé de précision.

Nous avons développé deux pages web pour les utilisateurs. La première qui est considérée comme fenêtre principale mise en disposition pour former et valider les cinq réseaux de neurones et nous avons affiché seulement les paramètres d'apprentissage du premier réseau. La seconde est utilisée pour tester les modèles choisis et pour prédire 24 heures en avant de la charge électrique. L'accent est mis sur la combinaison des deux technologies importantes qui sont : le large accès à Internet et les capacités prédictives du perceptron multicouches qui donnent des résultats de prédiction web satisfaisants.

### IV.3. Système 2. Prédiction de l'Echangeur de Chaleur (3 pas en avant)

Le deuxième système de prédiction permet une prédiction Web à court terme de l'échangeur de chaleur.

Généralement, l'échangeur de chaleur fait partie intégrante d'une installation thermique qui peut être exposée à un nombre indéterminé de transitions non planifiées, tels que des démarrages et des arrêts dans un certain temps ou à des coupures électriques provoquant des changements de températures et de débits d'admission. Ces transitions induisent des effets indésirables et réduisent les performances de l'échangeur de chaleur [Boultif1 et al., 2009].

Un échangeur de chaleur est un dispositif permettant de transférer de l'énergie thermique d'un fluide vers un autre, sans les mélanger. Le flux thermique traverse la surface d'échange qui sépare les fluides [Boultif1 et al., 2009].

#### IV.3.1. Base de données

Les Figures IV.49, IV.50 et IV.51 représentent les trois entrées "Therm AN (°C)", "Therm AR (°C)" et "HygroAN (%RH)" de la base de données utilisée dans cette implémentation. Cette base représente les données de 06/02/2009 à l'heure 17:00:00 jusqu'au 09/02/2009 à l'heure 08:37:00.

La Figure IV.52 représente la sortie "ThermPRE (°C)" de la même période.

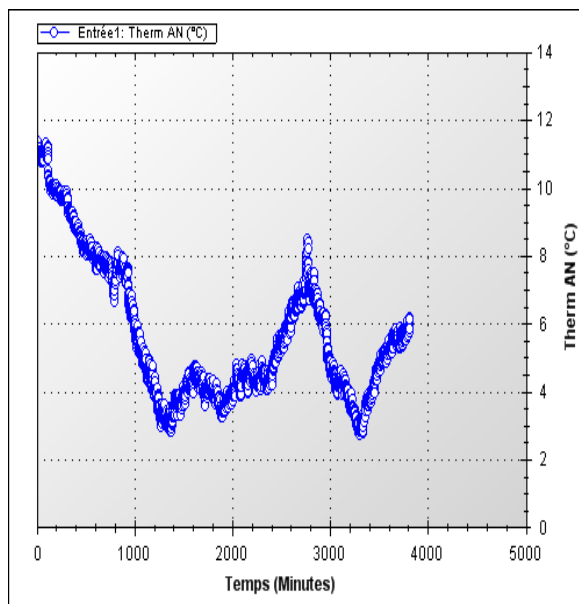


Figure IV.49. Entrée 1: Therm AN (°C)

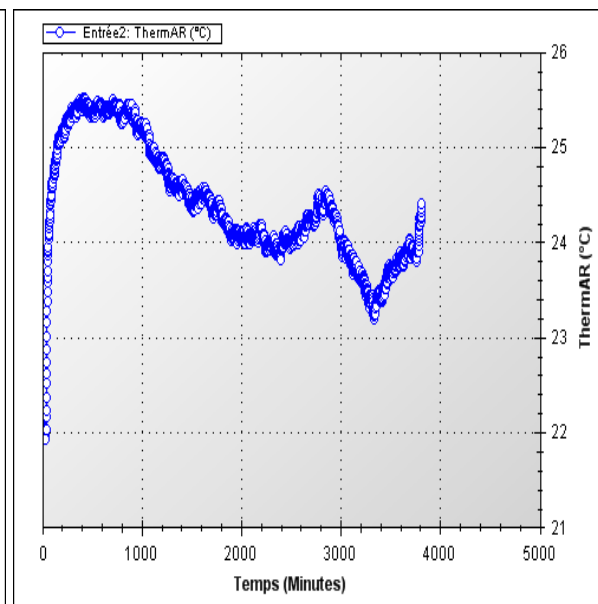


Figure IV.50. Entrée 2: ThermAR (°C)

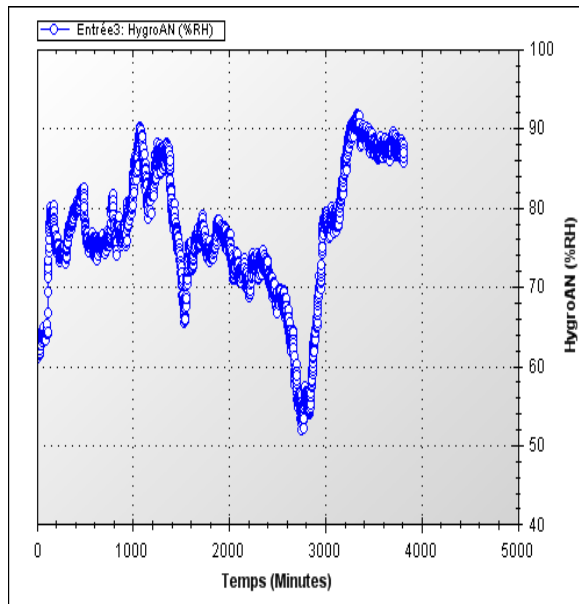


Figure IV.51. Entrée 3: HygroAN (%RH)

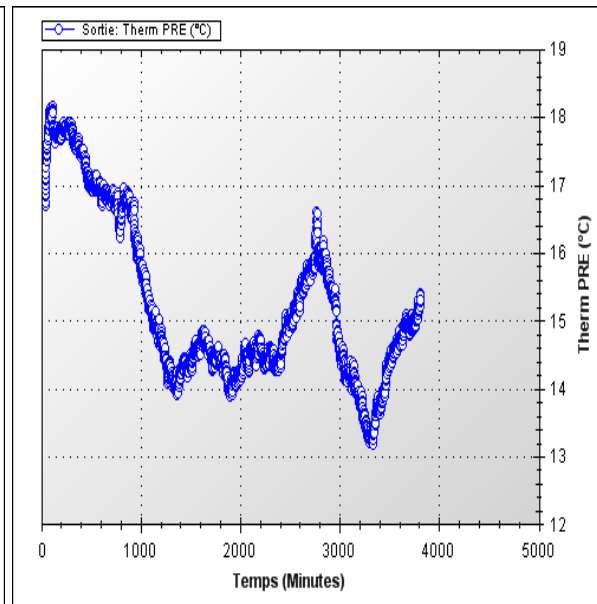


Figure IV.52. Sortie: ThermPRE (°C)

Les entrées et sorties utilisées dans cet outil, sont représentées comme suit :

Hygro : humidité (%RH).

Therm : température (°C).

HygroAR : humidité air repris (%RH).

ThermAR: température air repris (°C).

ThermAN : température air neuf (°C).

ThermPRE : température préchauffée (°C).

Dans le but d'obtenir des valeurs appartenant à l'intervalle [0,1], nous avons normalisé les données en divisant les valeurs des entrées et celles des sorties par la valeur maximale.



### IV.3.2. Implémentation et résultats

#### IV.3.2.1. Phases principales d'implémentation

La Figure suivante représente les phases principales de notre implémentation.

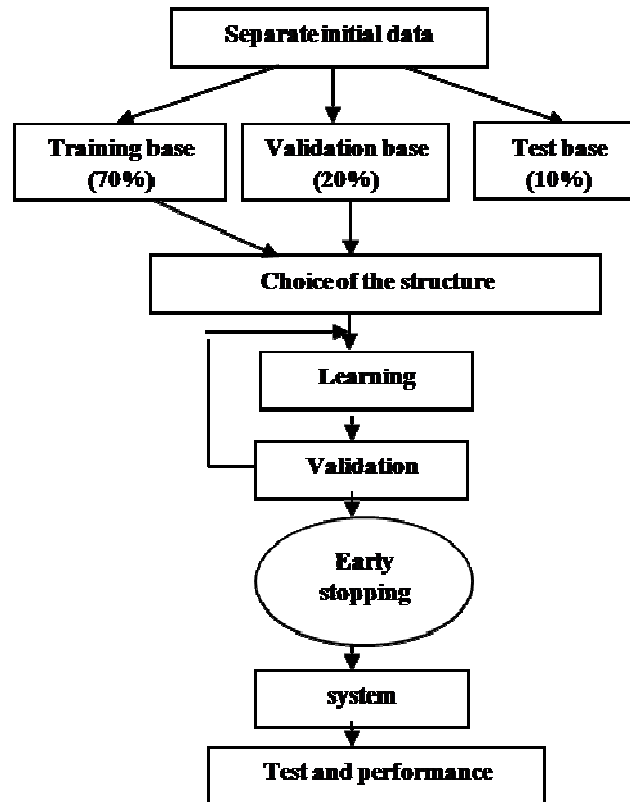


Figure IV.53. Phases principales d'implémentation

- 1- La base de données est divisée en trois sous bases. La première est utilisée pour l'apprentissage (70 % de la base initiale), la deuxième pour la validation (20% de la base initiale) et la troisième, qui représente les 10% restants, est utilisée pour tester la performance du modèle.
- 2- Après avoir choisi la structure adéquate du réseau, l'exécution de la base d'apprentissage et celle de la validation est arrêtée en utilisant la méthode « arrêt prématuré » afin de résoudre le problème de sur apprentissage.
- 3- Enfin, le système de prédiction est capable de prédire 3 pas en avant de la sortie calculée Therm PRE(°C).

### IV.3.2.2.Choix de la structure du système 2

La figure suivante représente la structure générale de l'échangeur de chaleur utilisé :

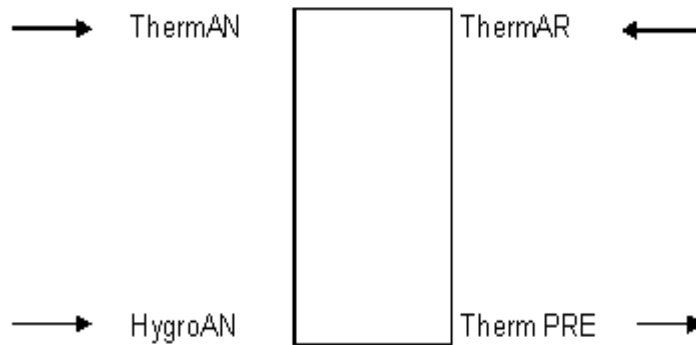


Figure IV.54. La structure de l'échangeur de chaleur (entrées\_sorties)

Dans le but de choisir une structure adéquate du PMC, en suivant le design général de l'échangeur, nous avons proposé la structure suivante:

- Neuf entrées :
  - 3 représentants : ThermAN (t-2), ThermAN (t-1), ThermAN (t),
  - 3 représentants: ThermAR (t-2), ThermAR (t-1), ThermAR (t),
  - 3 représentants : Hygro (t-2), Hygro (t-1), Hygro (t).
- Deux couches cachées avec 3 neurones dans chacune;
- Trois neurones de sortie qui représente les sorties : Therm AN, Therm PRE et Hygro AN.

La sortie calculée par l'algorithme d'apprentissage ThermAN sera réinjectée à la troisième valeur d'entrée afin de prédire 3 pas en avant de ThermAN. Même opération pour la deuxième sortie calculée Therm PRE qui va être réinjectée à la sixième entrée du réseau neurone d'entrée pour prédire 3 pas en avant de la sortie Therm PRE ce qui représente notre objectif de cette implémentation. Pareille pour la troisième sortie HygroAN qui sera réinjectée à la dernière valeur d'entrée (neuvième) pour prédire 3 pas en avant de cette entrée.

La Figure IV.55 représente le design du système de prédiction choisi en passant par les phases principales d'implémentation.

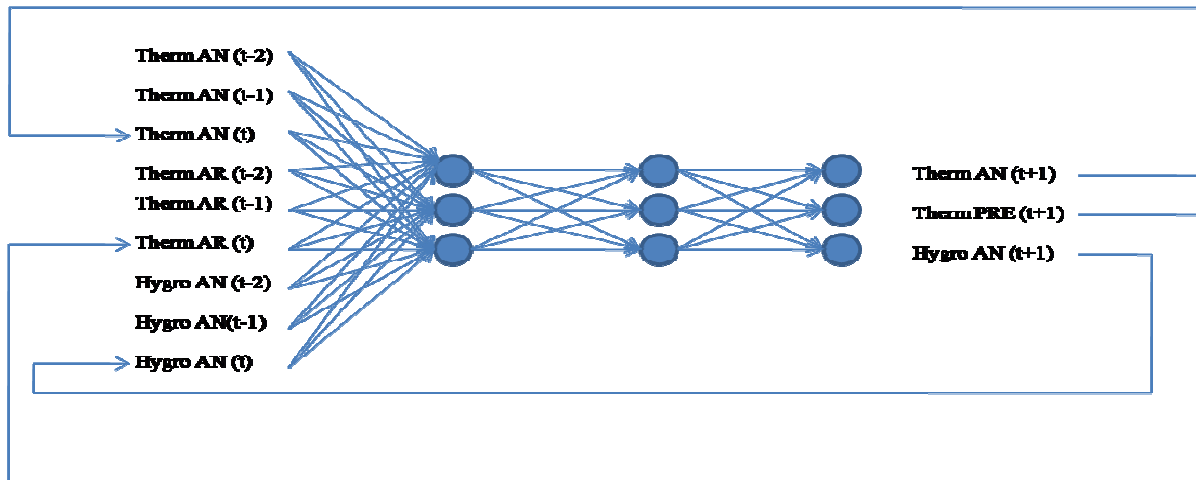


Figure IV.55. Le design du PMC

### IV.3.2.3. Résultats d'apprentissage

La Figure IV.56 représente les erreurs d'apprentissage et validation obtenues en implémentant l'algorithme d'apprentissage en C#. Nous remarquons que l'erreur d'apprentissage continue à décroître selon la convergence de l'algorithme de rétro-propagation, tandis que l'erreur de validation à un point ou plus, elle commence à croître en créant le problème de sur apprentissage.

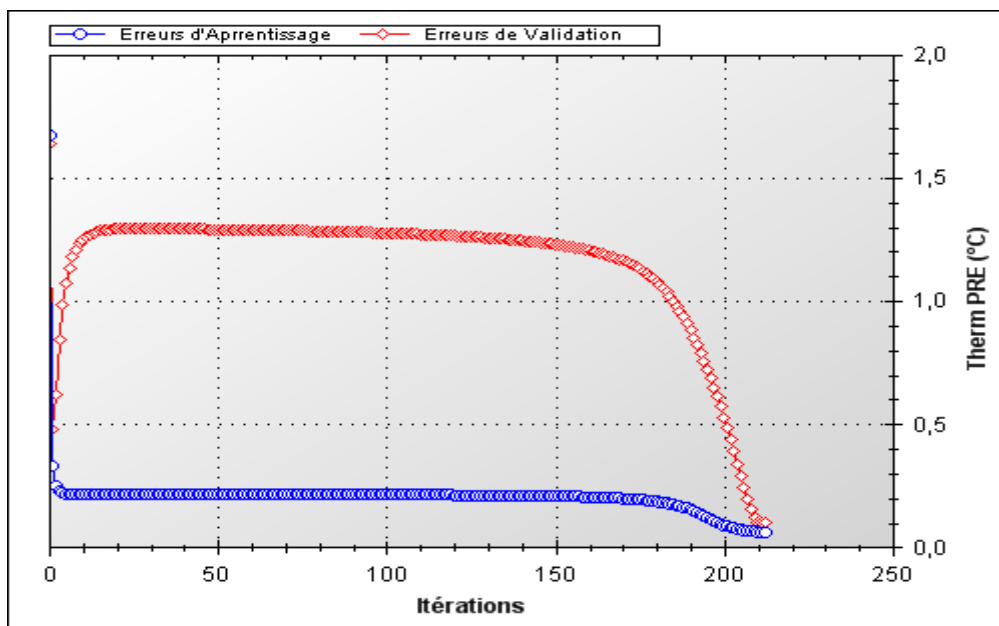


Figure IV.56. Erreurs d'apprentissage et de validation du réseau choisi

Les résultats obtenus de la phase d'apprentissage sont résumés en terme de l'erreur absolue moyenne sur 212 itérations.

<b>Structure</b>	<b>Paramètres/Résultats</b>	
<b>(9, 3, 3, 3)</b>	<b>Momentum</b>	<b>0.1</b>
	<b>Pas</b>	<b>0.1</b>
	<b>Alpha</b>	<b>0.2</b>
	<b>Itération de convergence</b>	<b>212</b>
	<b>Erreur Min de Validation (1)</b>	<b>0,0262690558747666</b>
	<b>Erreur Min de Validation (2)</b>	<b>0,00552918179416111</b>
	<b>Erreur Min d'Apprentissage</b>	<b>0,00672474169756404</b>

Tableau IV.3. Les paramètres et résultats d'apprentissage (système 2)

Nous remarquons que:

- L'erreur d'apprentissage tend vers zéro.
- L'erreur de validation minimale1 = 0,0262690558747666 à l'itération 2. L'erreur de validation minimale2 = 0,00552918179416111 à l'itération 212, cette itération représente l'itération de convergence de notre réseau.

Durant la phase d'apprentissage, le modèle est validé au fur et à mesure sur une base différente à celle utilisée pour l'apprentissage (base de validation). Et afin de tester objectivement la performance du réseau choisi, une troisième base de test est utilisée indépendamment des deux premières.

#### IV.3.2.4. Résultats de test

La Figure IV.57 représente les valeurs prédites et réelles de la sortie Therm PRE (°C) pour la base de validation.

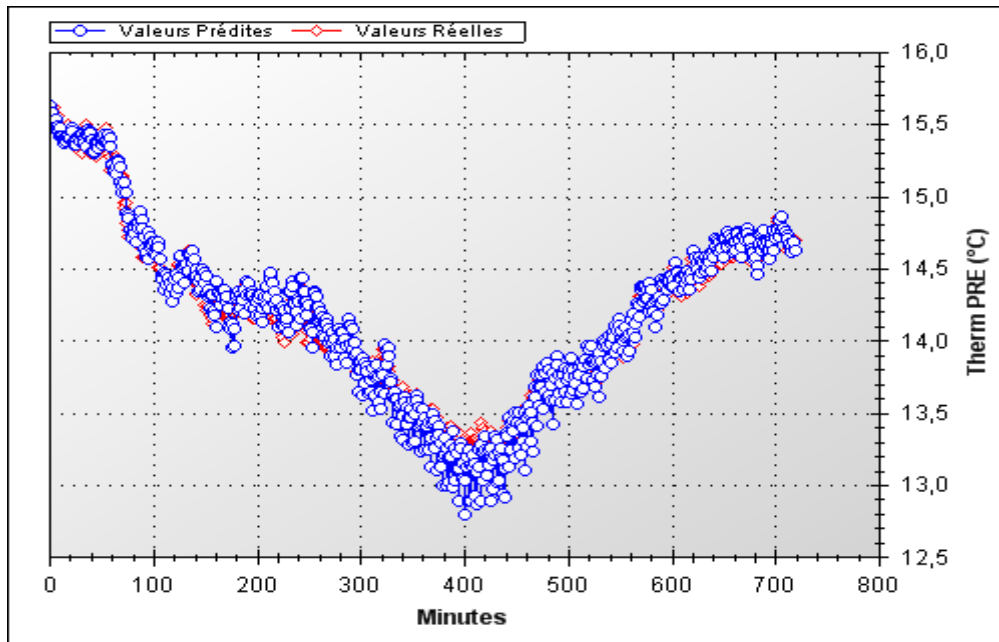


Figure IV.57. Valeurs réelles et prédites de la sortie Therm PRE (°C)(base de validation)

La Figure IV.58 représente les valeurs prédites et réelles de la sortie Therm PRE (°C) pour la base de test.

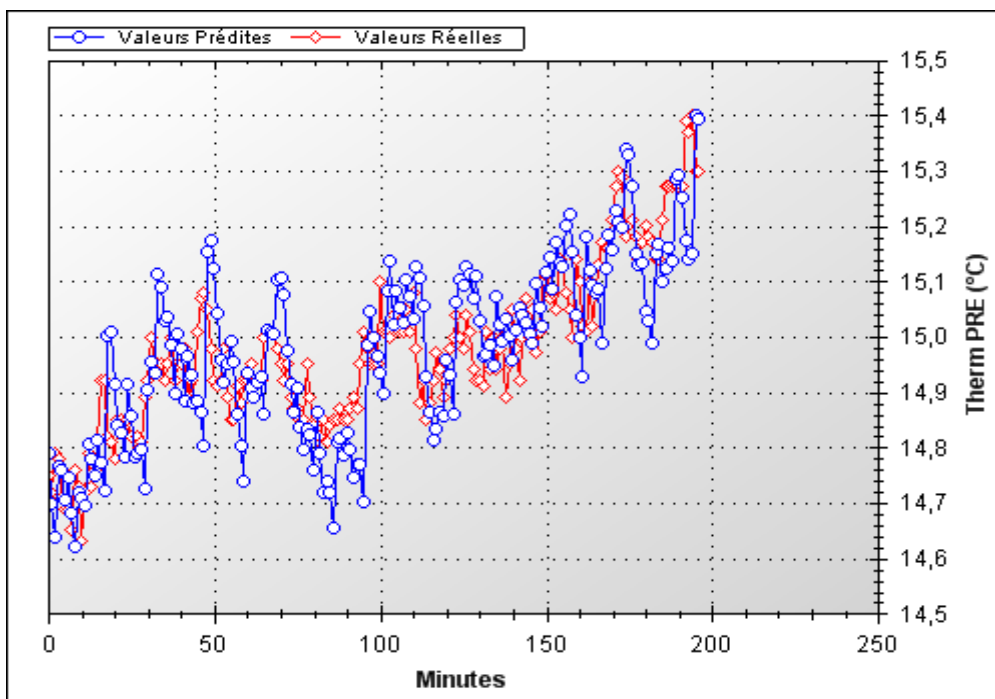


Figure IV.58. Valeurs prédites et réelles de la sortie Therm PRE (°C)(base de test)

La Figure 59 représente le rendement calculé sur la base de test selon la formule suivante :

$$E = \frac{G - E}{G - C} \quad (IV.1)$$

Où

G : représente le Therm AN (°C).

E : représente le Therm PRE (°C).

C : représente le Therm AR (°C).

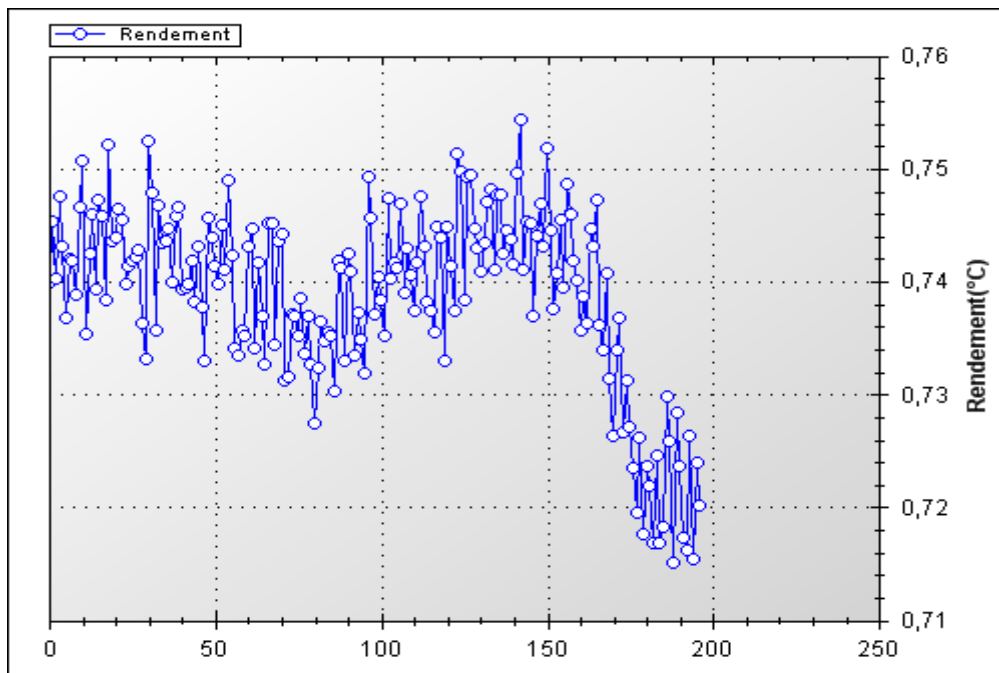


Figure IV.59. Rendement calculé sur la base de test

### IV.3.3. Implémentation & Interfaces

#### IV.3.3.1. Apprentissage

La Figure IV.60 représente la fenêtre principale du système de prédiction développé en C# et affiche le nombre d'entrées, nombre de neurones des deux couches cachées et le nombre de neurones de sortie. Cette page Web permet à l'utilisateur :

- 1- D'afficher la structure du réseau et les paramètres d'apprentissage,
- 2- De créer le réseau en cliquant sur le bouton «Créer réseau»,
- 3- De lancer l'apprentissage en cliquant sur le bouton « Apprentissage » ,

- 4- D'afficher les résultats d'apprentissage et de validation sur la fenêtre principale,
- 5- De représenter les résultats sur des graphiques,
- 6- D'accéder à une nouvelle page Web (test et prédiction).

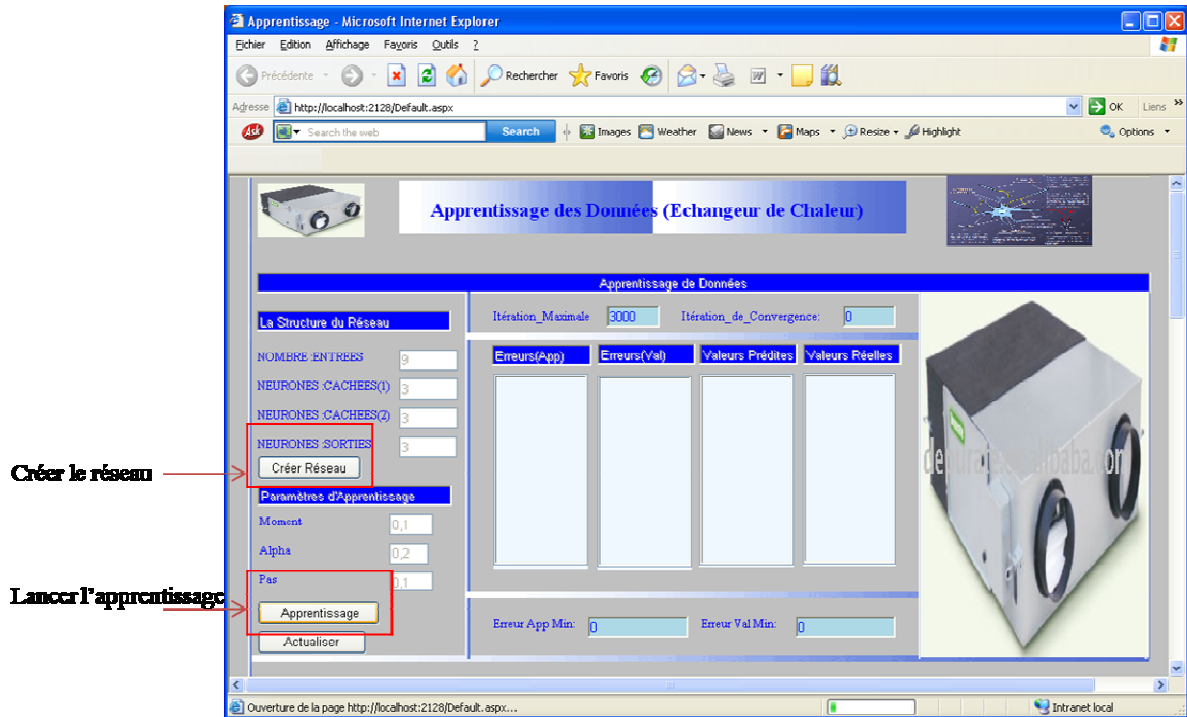


Figure IV.60. Fenêtre principale (processus d'apprentissage en cours d'exécution, système 2)

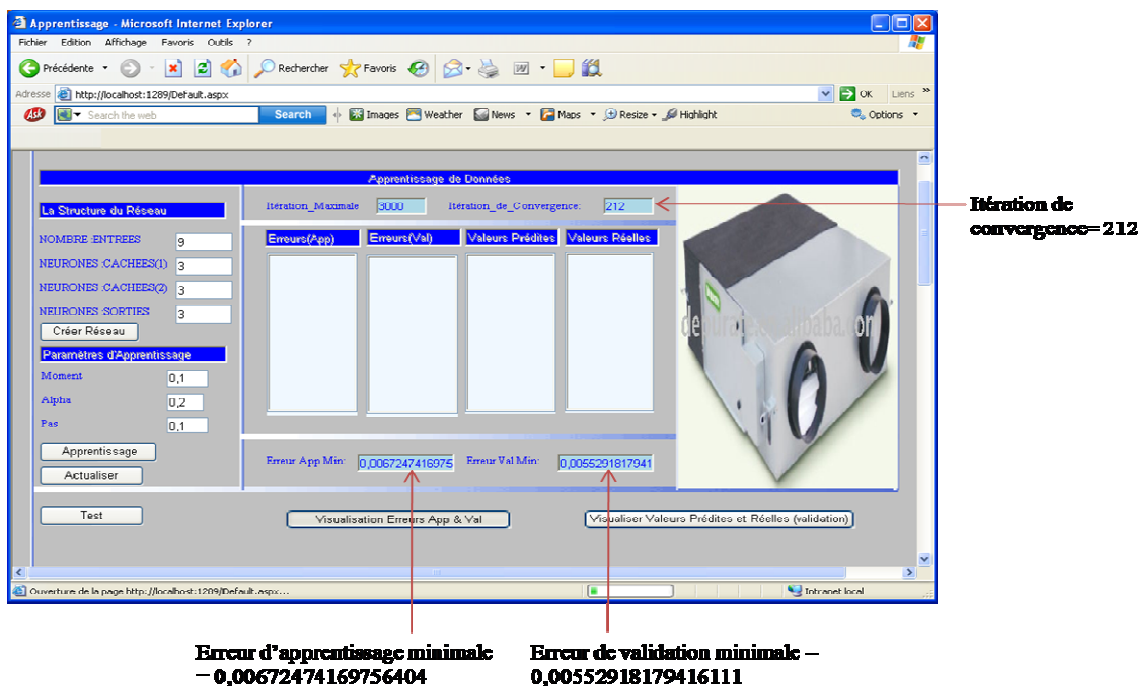
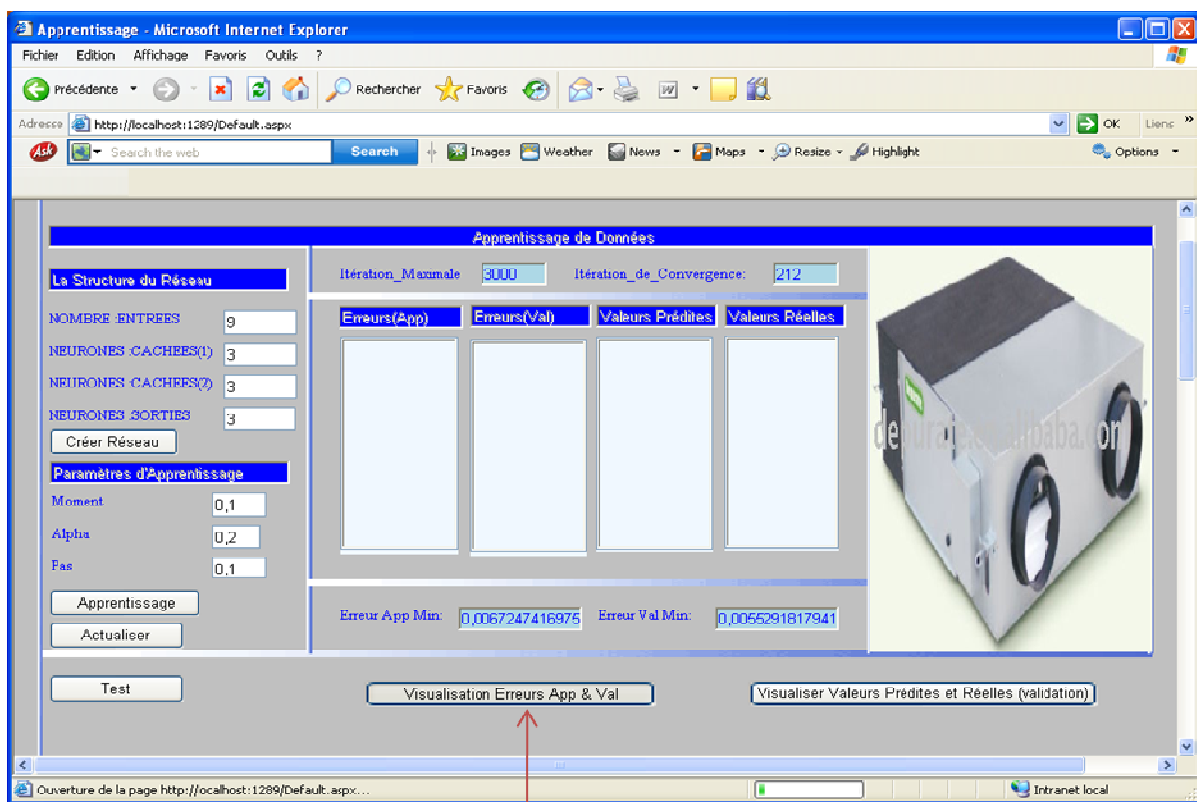


Figure IV.61. Fin du processus d'apprentissage et affichage des résultats (système 2)

À la fin du processus d'apprentissage, les résultats d'apprentissage s'affichent sur la même fenêtre et l'utilisateur peut remarquer l'itération de convergence où le processus d'apprentissage est arrêté (arrêt prématuré). Dans cet exemple, cette itération est égale à 212.

Les erreurs minimales d'apprentissage et de validation sont respectivement égales à 0,00672474169756404 et 0,00552918179416111. Les deux valeurs s'affichent directement sur la page Web.

L'utilisateur peut également afficher les erreurs d'apprentissage et de validation sur la page Web et même de les projeter sur des graphiques en cliquant sur le bouton «Visualisation Erreurs App & Val »



**Visualiser les erreurs d'apprentissage et de validation**

Figure IV.62. Bouton pour l'affichage des erreurs d'apprentissage et de validation



Afficher les erreurs d'apprentissage et de validation

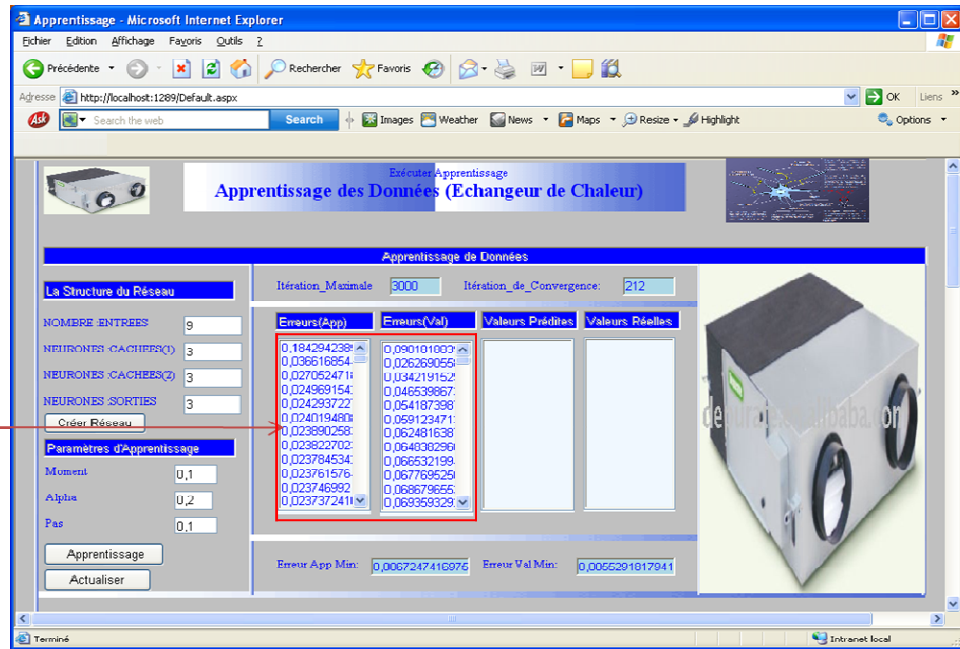


Figure IV.63. Affichage des erreurs d'apprentissage et de validation (système 2)

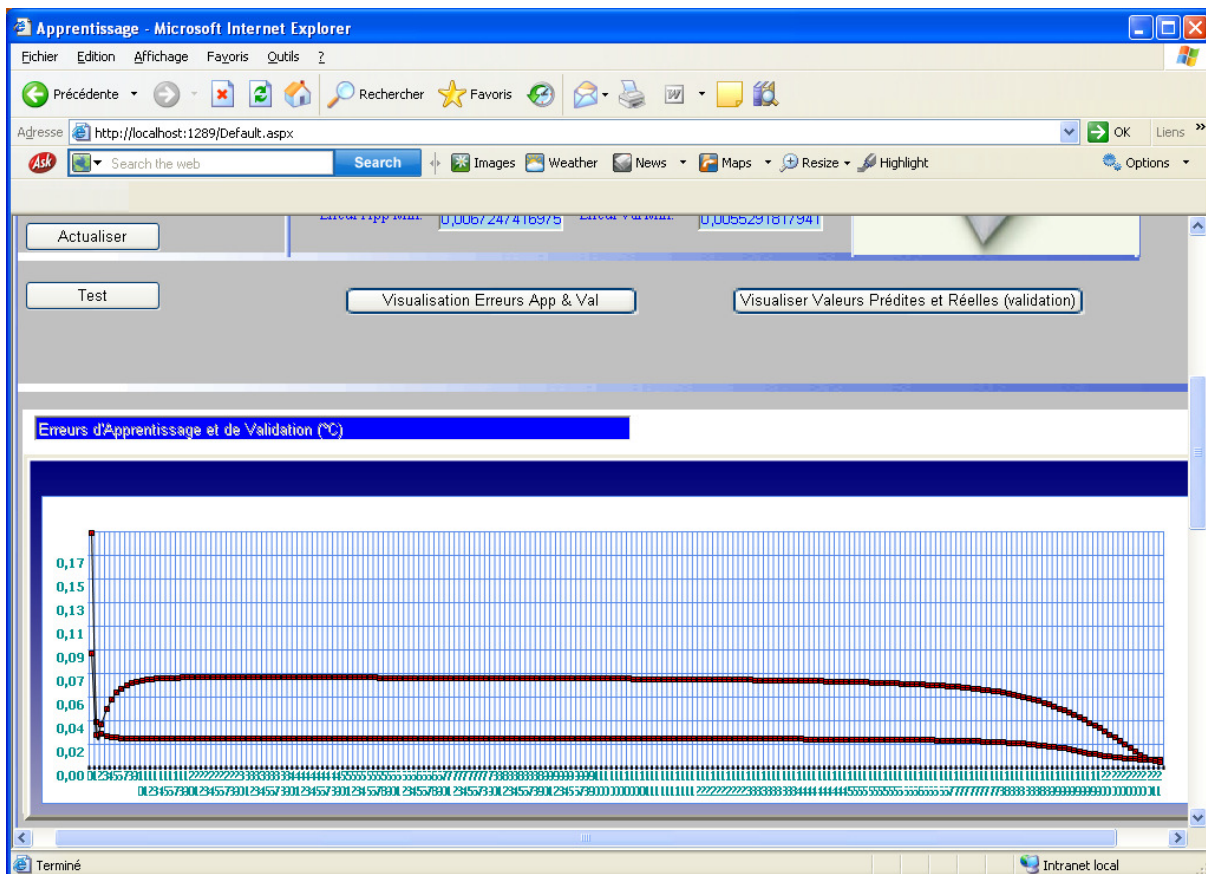


Figure IV.64. Erreurs d'apprentissage et de validation (système 2)

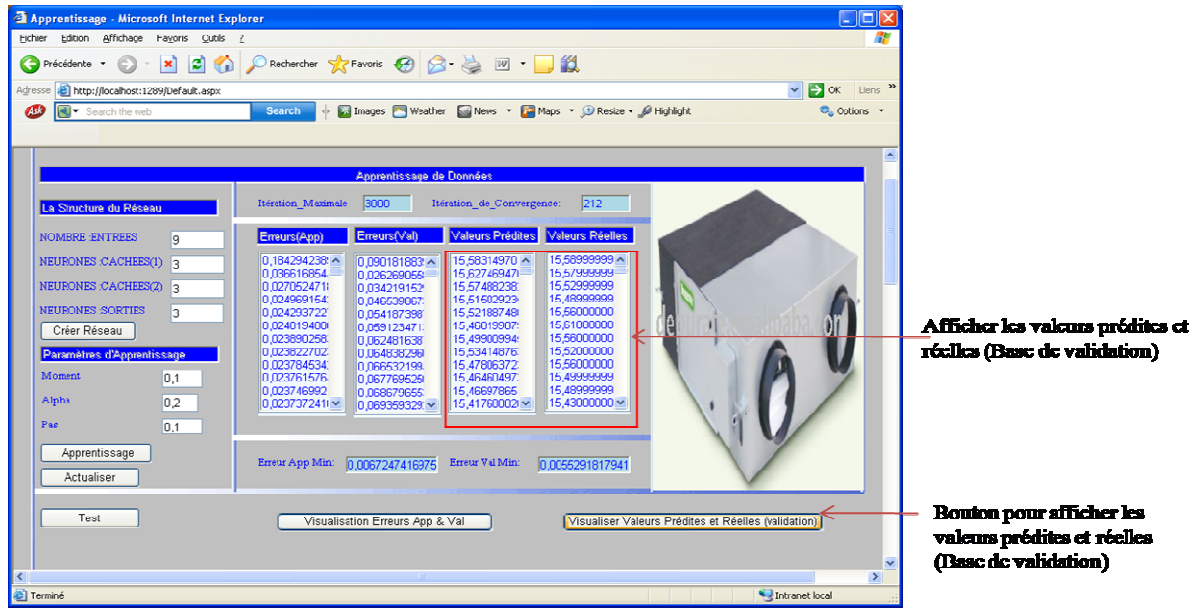


Figure IV.65. Affichage des valeurs prédites et réelles (base de validation, système 2)

De même, l'utilisateur peut afficher les valeurs prédites et réelles de la base de validation sur la page Web et les projeter sur des graphiques en cliquant sur le bouton «Visualiser Valeurs Prédites set Réelles (Validation) ».

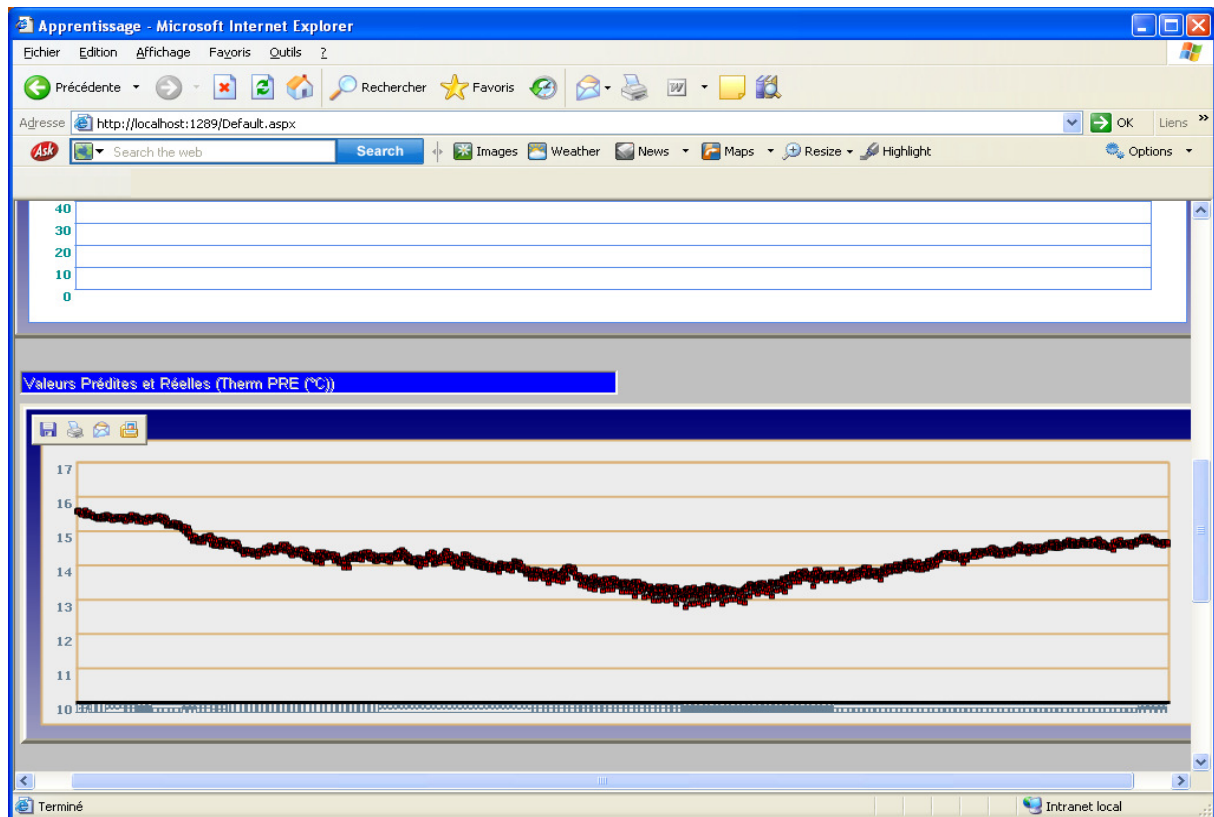


Figure IV.66. Valeurs prédites et réelles (base de validation, système 2)

L'utilisateur peut accéder à la page Web du test et prédiction en cliquant sur le bouton « Test ».

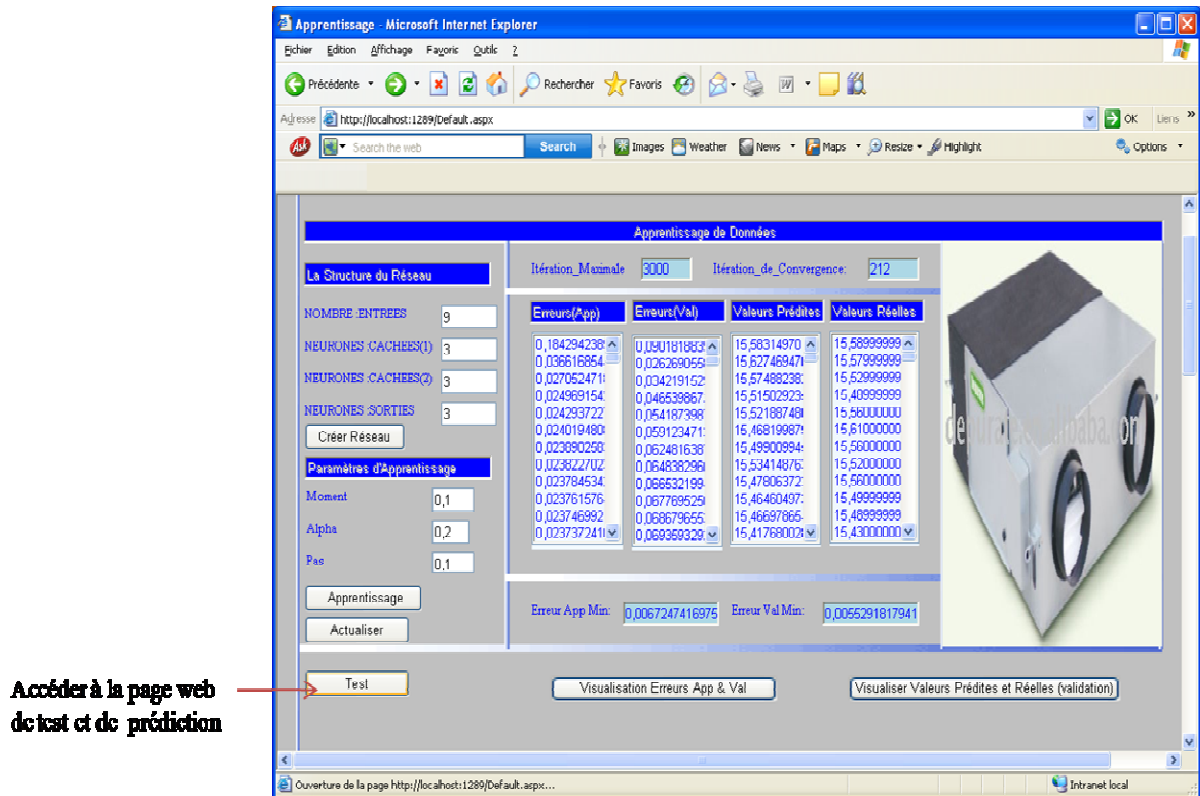


Figure IV.67. Accéder à la page web Test (système 2)

### IV.3.3.2. Test

La fenêtre principale permet à l'utilisateur de charger la structure choisie lors de la phase d'apprentissage en cliquant sur le bouton « Charger Réseau ».

Elle affiche la structure du réseau choisie ainsi que les paramètres d'apprentissage.

Cette page Web permet aussi de tester la performance de cette structure sur la base de test en cliquant sur le bouton « Tester le Réseau ».

Elle permet d'afficher le graphique représentant le rendement calculé sur cette base.

Elle permet à l'utilisateur d'ouvrir le fichier de données déjà existant « Données\_Entrées.xls » pour faire entrer les valeurs d'entrée du réseau qui sont : Therm AN (°C), Therm AR (°C) et Hygro AN(%RH) afin de prédire les 3 valeurs

suivantes de Therm PRE (°C), d'afficher les résultats de la prédiction et le graphe du rendement obtenu.

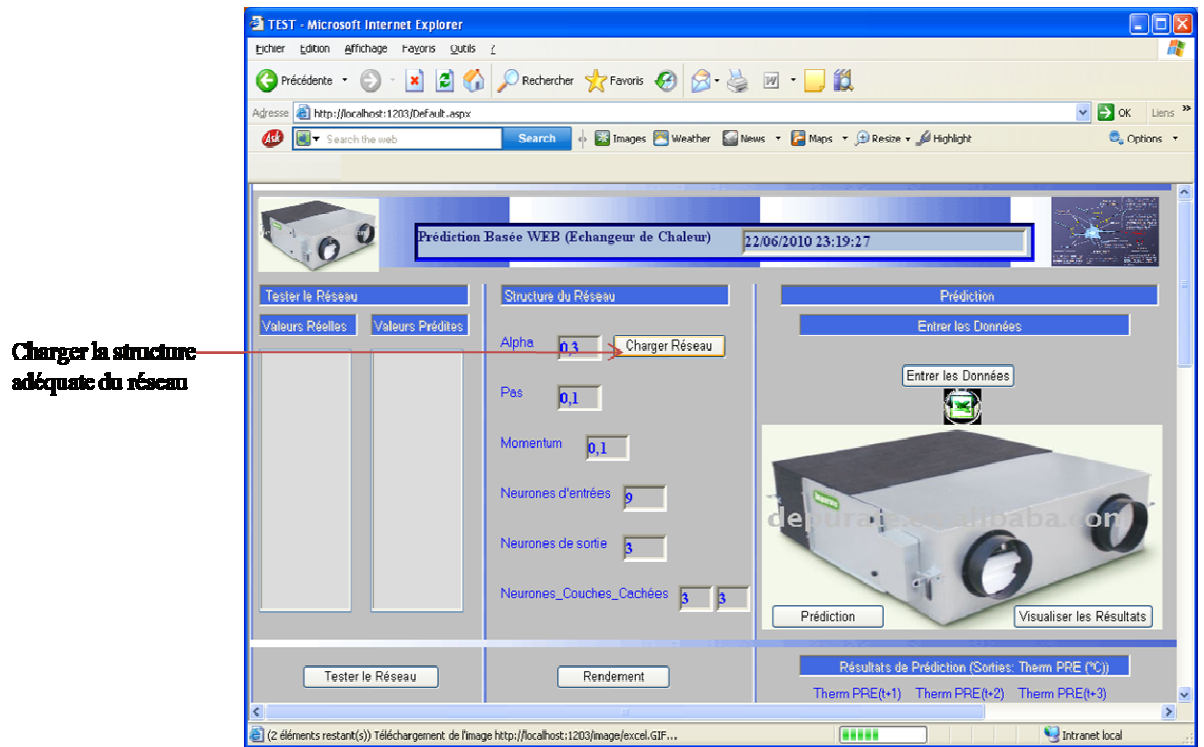


Figure IV.68. Chargement du réseau

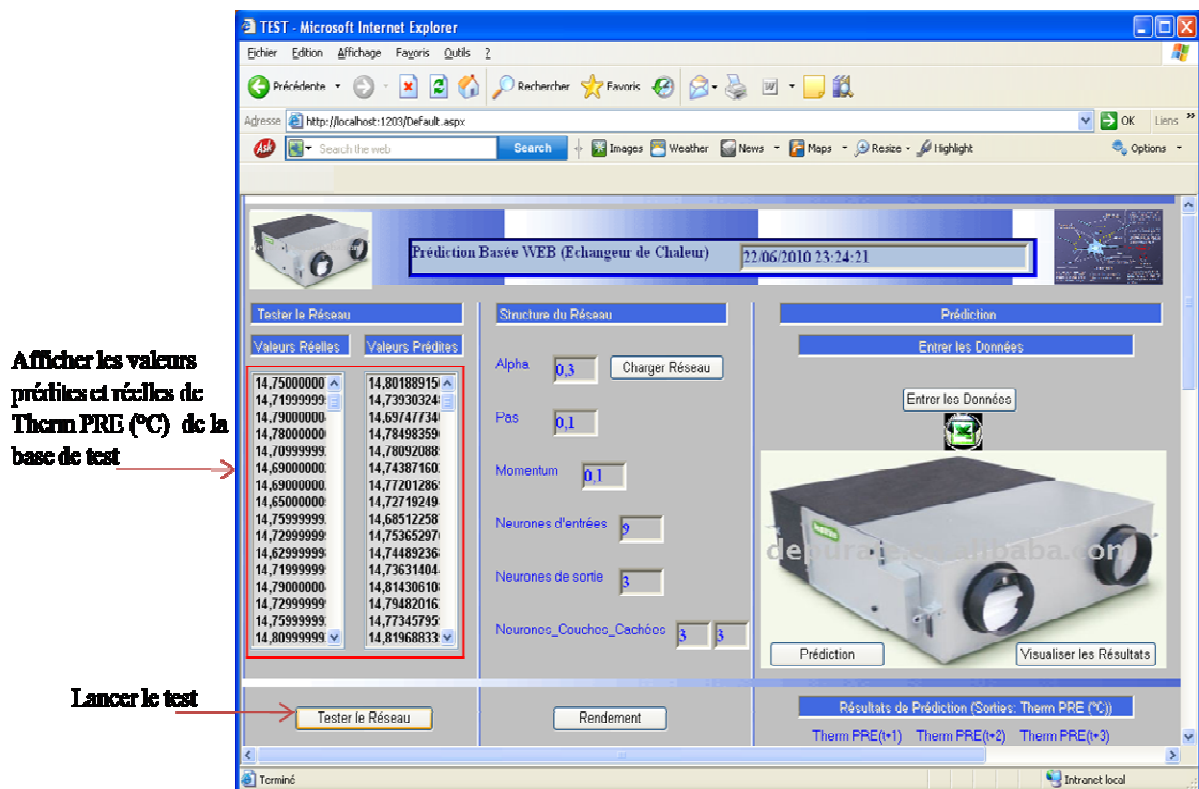


Figure IV.69. Lancement du test et affichage des valeurs réelles et prédites (base de test)

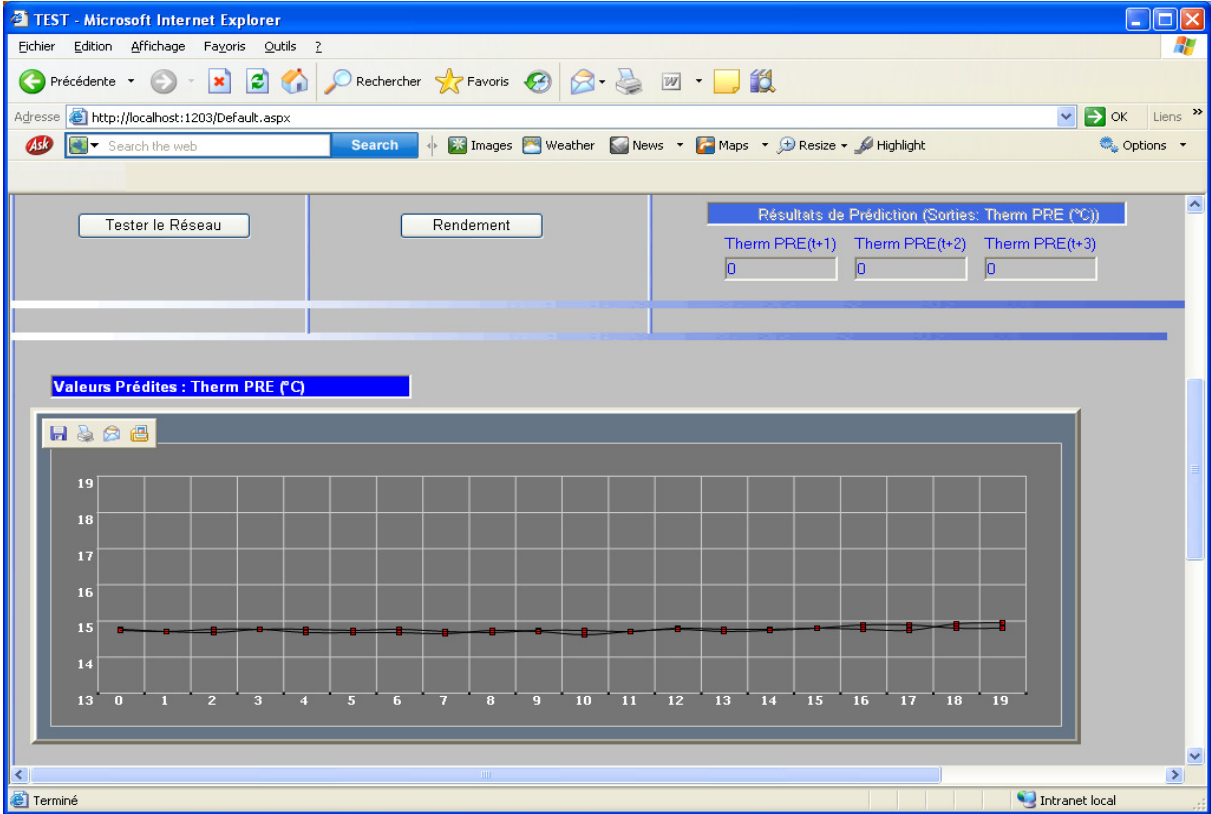
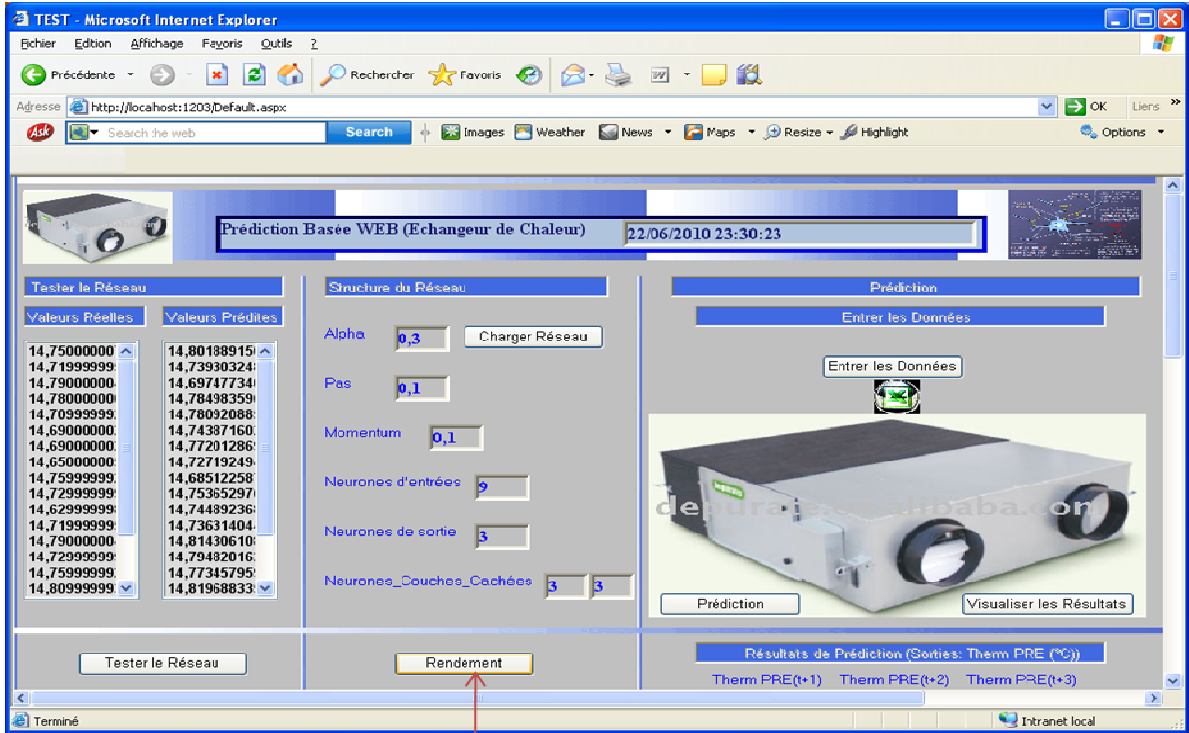


Figure IV.70. Valeurs prédites et réelles de la base de test (système 2)



**Visualiser le rendement calculé sur la base de test**

Figure IV.71. Visualiser le rendement (base de test)

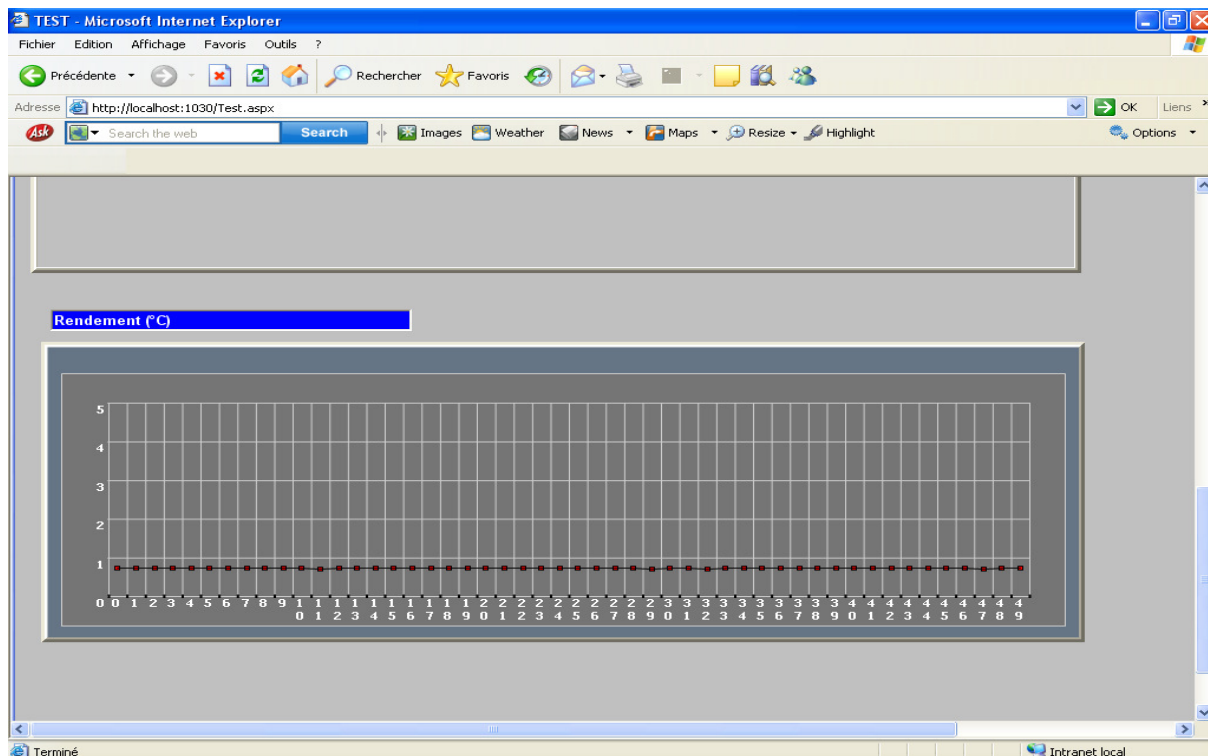
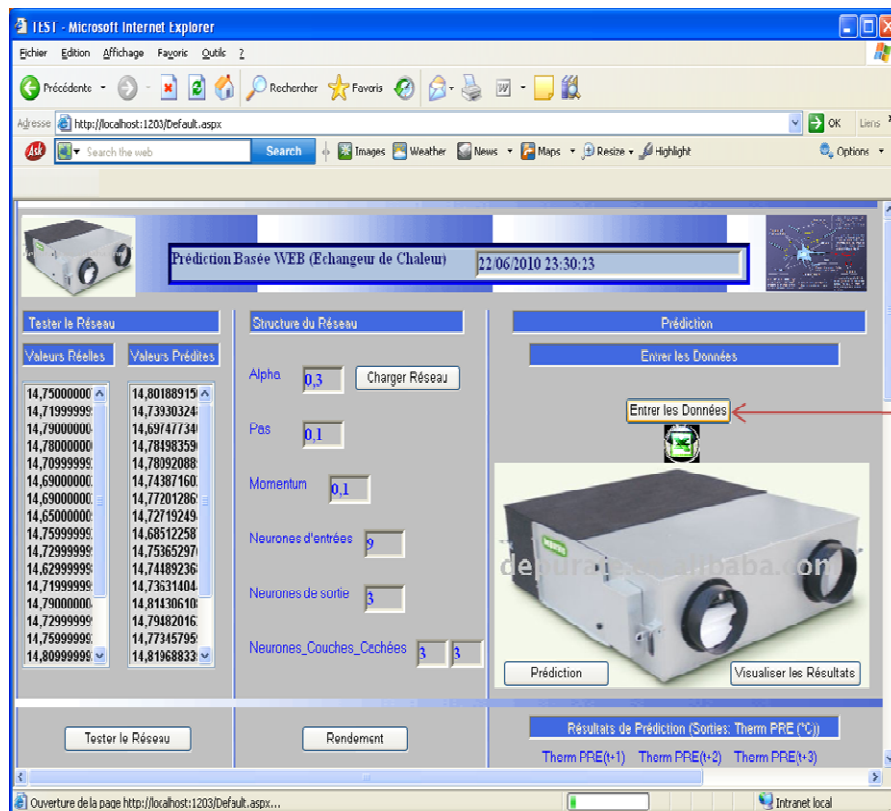


Figure IV.72. Rendement



Ouvrir le fichier de données (Données\_Entrées.csv)

Figure IV.73. Bouton pour ouvrir le fichier de données (Données\_Entrées.xls)

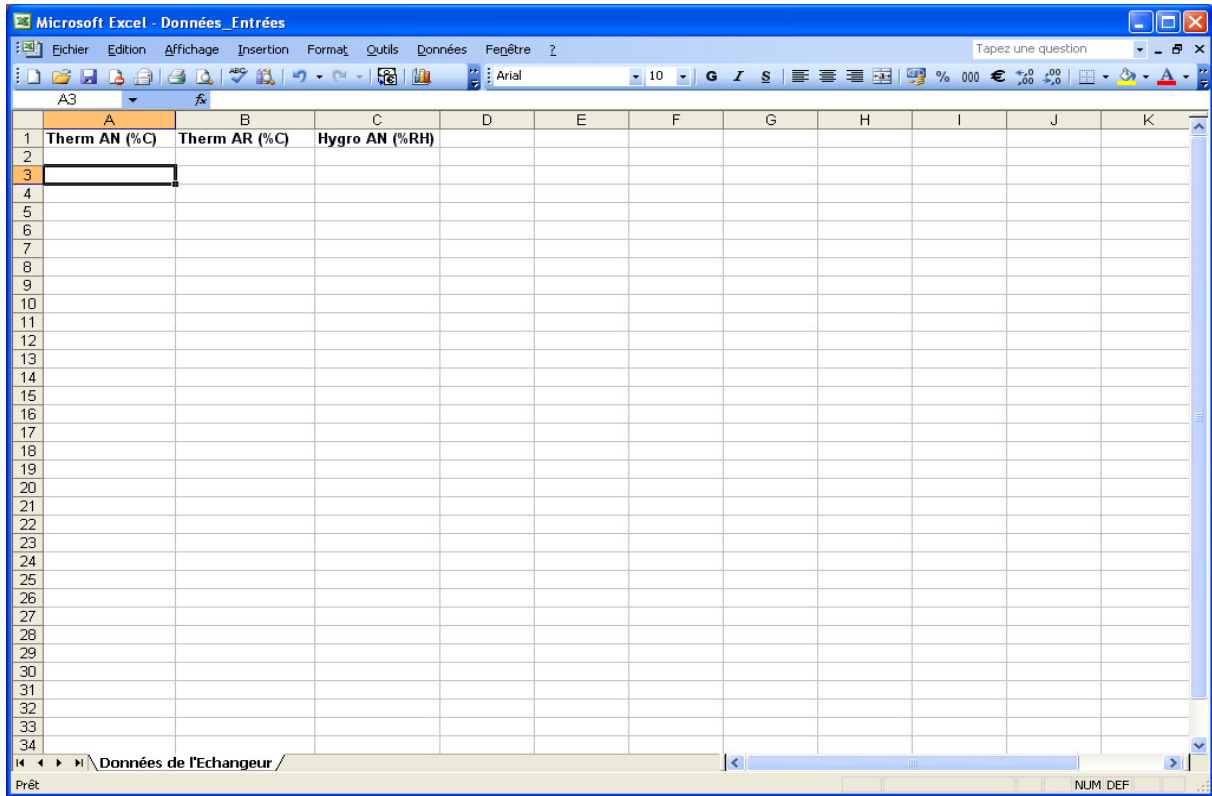


Figure IV.74. Fichier d'entrées (Données\_Entrées.xls)

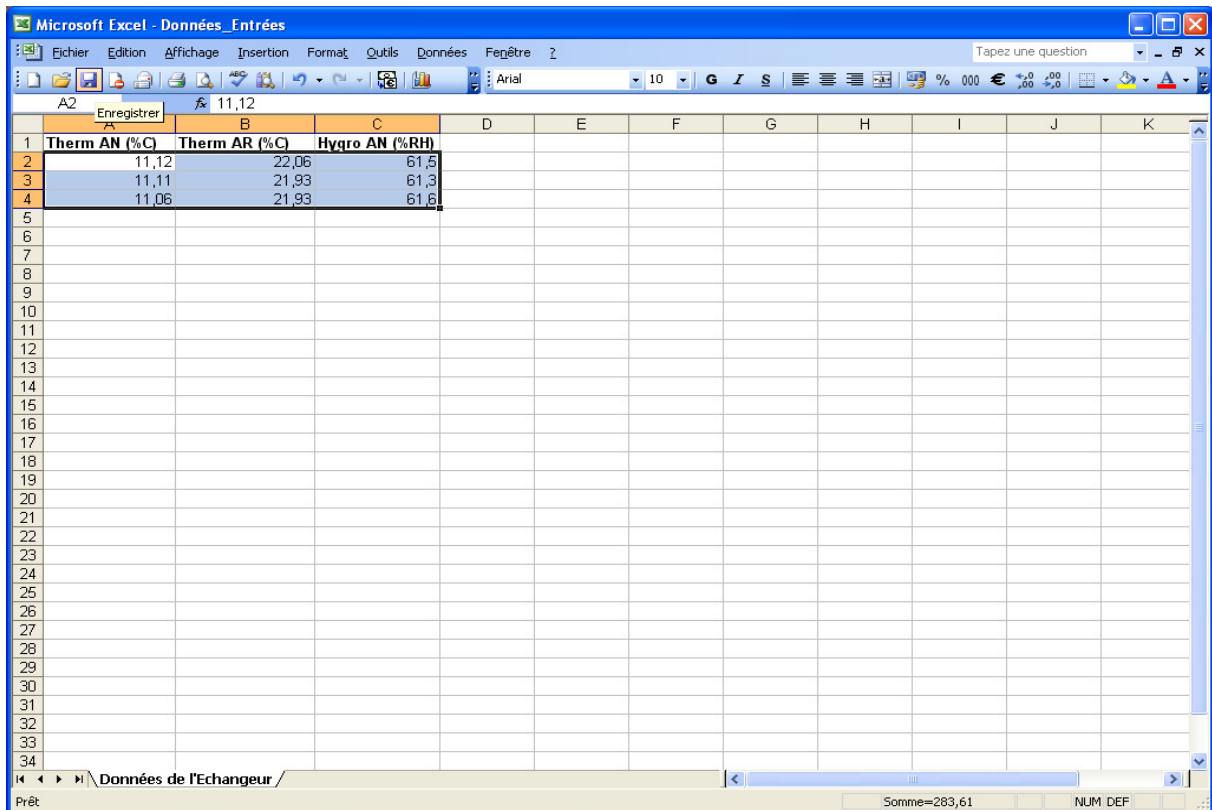
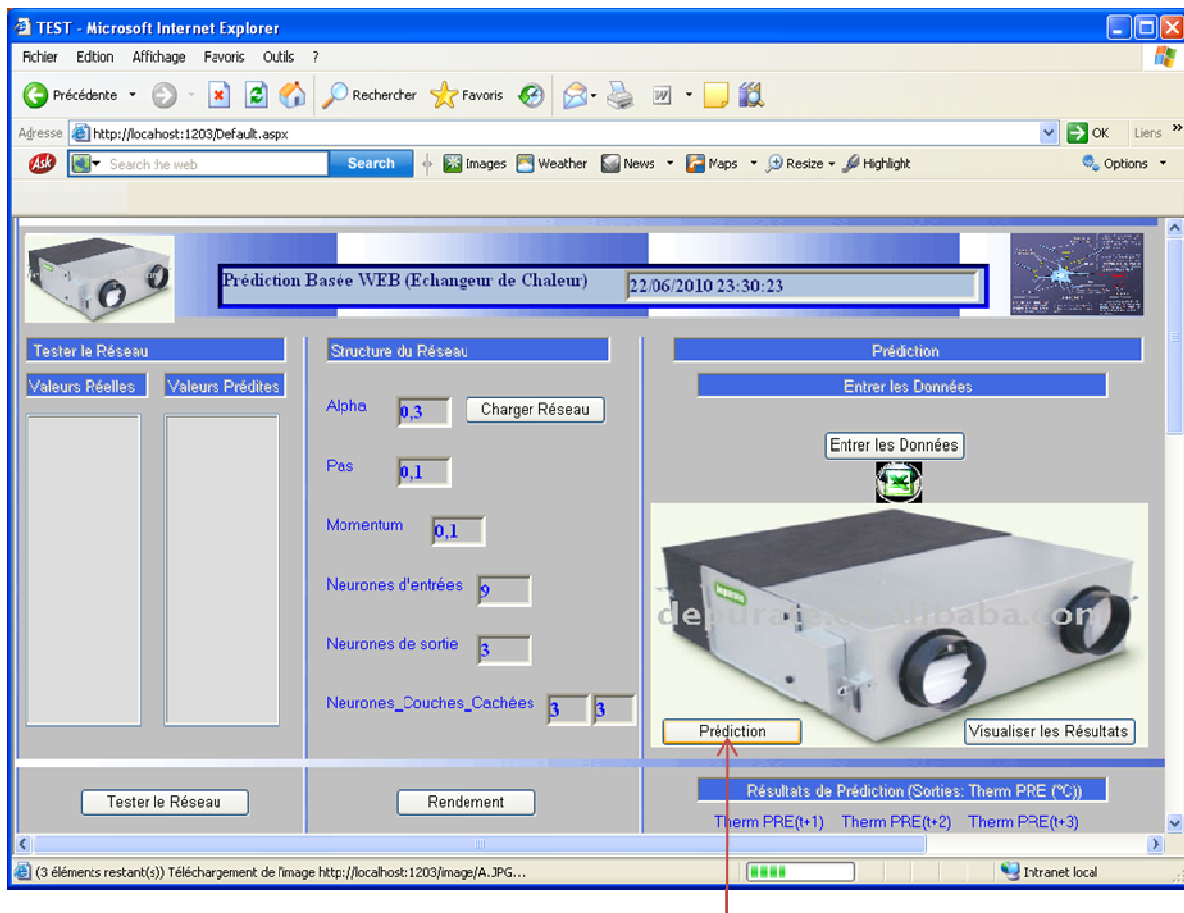


Figure IV.75. Entrer et enregistrer les données d'entrées

**Remarque importante :**

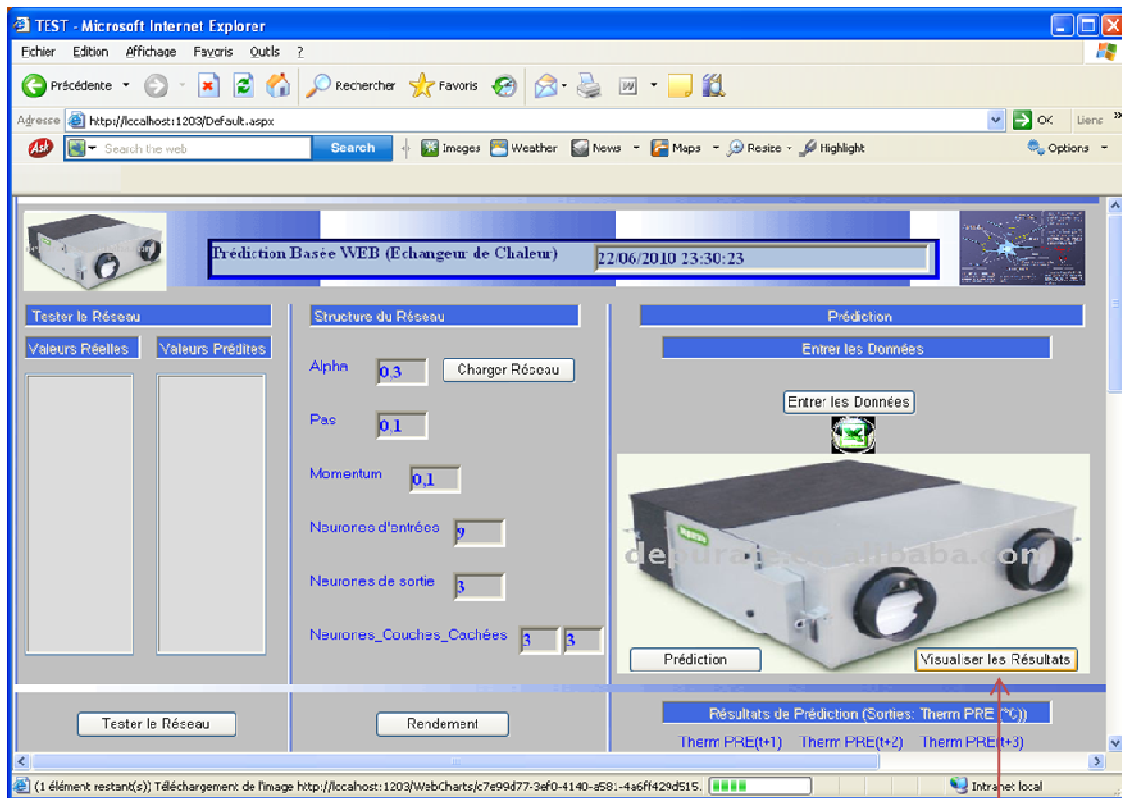
Il faut que le fichier d'entrées (Doonnées\_Entrées.xls) ne se ferme pas afin que le programme puisse lire les données entrées par l'utilisateur et effectuer la prédiction (le fichier se ferme automatiquement après la récupération des données).



**Lancer la prédiction**

Figure IV.76. Lancement de la prédiction (système 2)





**Visualiser les 3sorties prédites de Therm PRE (°C) et le rendement calculé**

Figure IV.77. Visualisation des résultats de la prédiction

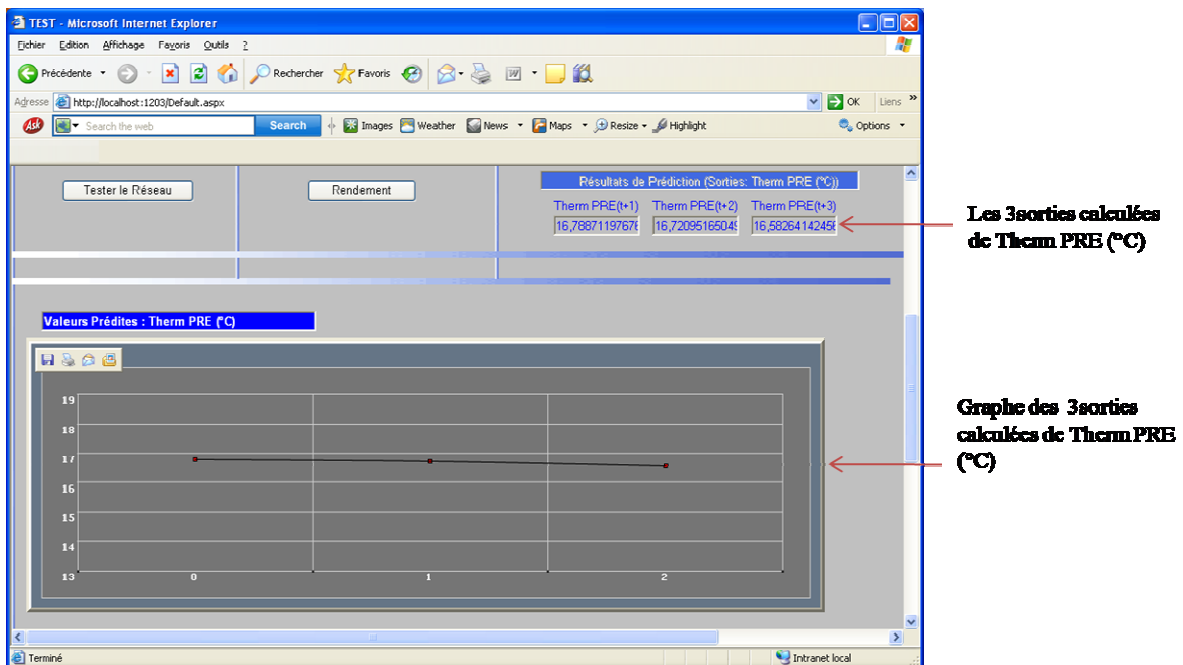


Figure IV.78. Graphique représentant les 3 valeurs prédites de Therm PRE (°C)

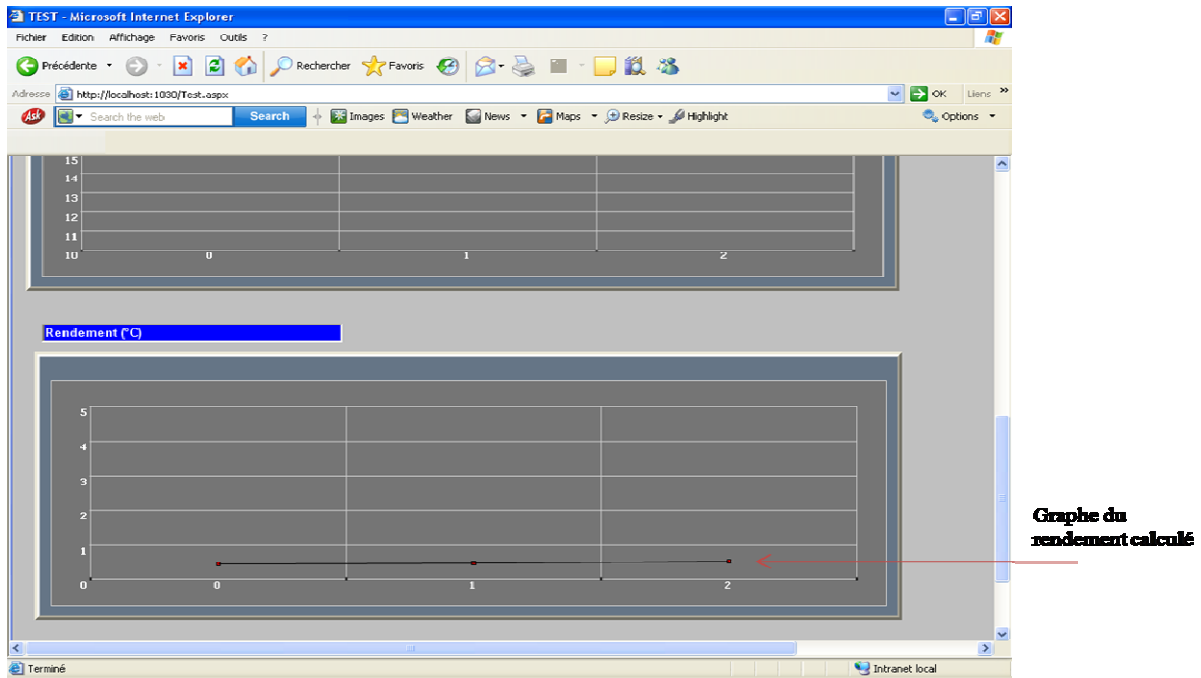


Figure IV.79. Affichage du rendement

#### IV.3.4. Discussion

Pour la phase d'apprentissage, l'erreur d'apprentissage du réseau choisi diminue toujours progressivement et tend vers zéro et pour la phase de validation, l'erreur minimale obtenue est égale à 0,00552918179416111 à l'époque 212. En appliquant la méthode arrêt prématuré, l'époque 212 est choisie pour être l'itération où l'algorithme d'apprentissage est arrêté en sauvegardant les poids et les biais du réseau à cette itération.

D'une part, les résultats obtenus à partir des prévisions de la phase d'apprentissage sont bons car les valeurs prédites approchent les valeurs réelles, D'autre part, les valeurs de la charge électrique prédites et réelles de la validation et le test, sont presque similaires ce qui peut confirmer que le choix de la structure du réseau est bon en le validant et testant sur des données indépendantes. Nous pouvons observer que les résultats de prédiction sur la base de test sont satisfaisants où les valeurs prédites approchent les valeurs réelles. Ces résultats impliquent que la structure choisie offre un degré très élevé de précision.

Nous avons développé deux pages web pour les utilisateurs. La première est considérée comme fenêtre principale, mise en disposition pour former et valider le réseau de neurones et nous avons affiché seulement les paramètres d'apprentissage du premier réseau.

La seconde est utilisée pour tester le modèle choisi et pour la prédiction de l'échangeur de chaleur à 3 pas en avant.

### IV.3.5. Conclusion

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes qui imitent le fonctionnement du cerveau humain. L'objectif de ce chapitre est de montrer la pertinence de la conception basée Web des systèmes de prévision de la charge électrique et de l'échangeur de chaleur. Le premier outil développé prédit 24 heures en avant de la charge électrique algérienne en utilisant le PMC qui est un outil puissant pour modéliser la prédiction des séries temporelles. Le système développé en langage de programmation C# et sous l'environnement de développement Visual Studio 2008, offre à l'utilisateur le choix pour former et tester les structures choisies du PMC pour la prédiction de la charge électrique algérienne via des interfaces web.

Le deuxième outil développé sous le même langage de programmation, prédit 3 pas en avant de l'échangeur de chaleur en choisissant la structure adéquate du PMC et permet à l'utilisateur d'accéder à l'apprentissage, au test et à la prédiction via deux pages Web.

Les designs des cinq réseaux choisis pour la prédiction à court terme de la charge électrique algérienne et le design du réseau du même type de prédiction pour l'échangeur de chaleur, mènent à des résultats appréciables.



CONCLUSION  
GÉNÉRALE ET  
PERSPECTIVES

## Conclusion Générale

Dans ce travail, les RNA, la prédiction à court terme et le Web représentent les trois axes principaux sur lesquelles est basée notre recherche. Comme le Web et l'Internet sont devenus ubiquitaires dans différents domaines, nous avons jugé utile de citer les avantages d'utilisation du Web pour la prédiction à court terme en utilisant les RNA.

Dans ce projet, en suivant la technologie Web pour la prédiction à court terme, nous avons choisi le domaine énergétique pour prédire la charge électrique algérienne avec 24 pas en avant. Cette application a été implémentée en langage Web, le C#, sous l'environnement de développement Visual Studio 2008. Nous avons obtenu de bons résultats en termes d'erreur absolue moyenne pour l'algorithme de rétro propagation du gradient, l'algorithme d'apprentissage implémenté pour le PMC. Le système comprend cinq réseaux PMC pour prédire 24 heures en avant de la charge.

Dans ce contexte, plusieurs essais ont été faits pour choisir les structures adéquates des 5 réseaux. Nous avons observé que les résultats sur la base de test sont satisfaisants où les valeurs prédites approchent les valeurs réelles. Les pages Web, fournies à l'utilisateur, lui permettent de former les réseaux en affichant les résultats d'apprentissage sur des graphiques et accéder directement depuis la page principale à la page du test pour tester la performance des réseaux sur la base de test et aussi faire entrer les données de la charge sur un fichier Excel et exécuter la prédiction.

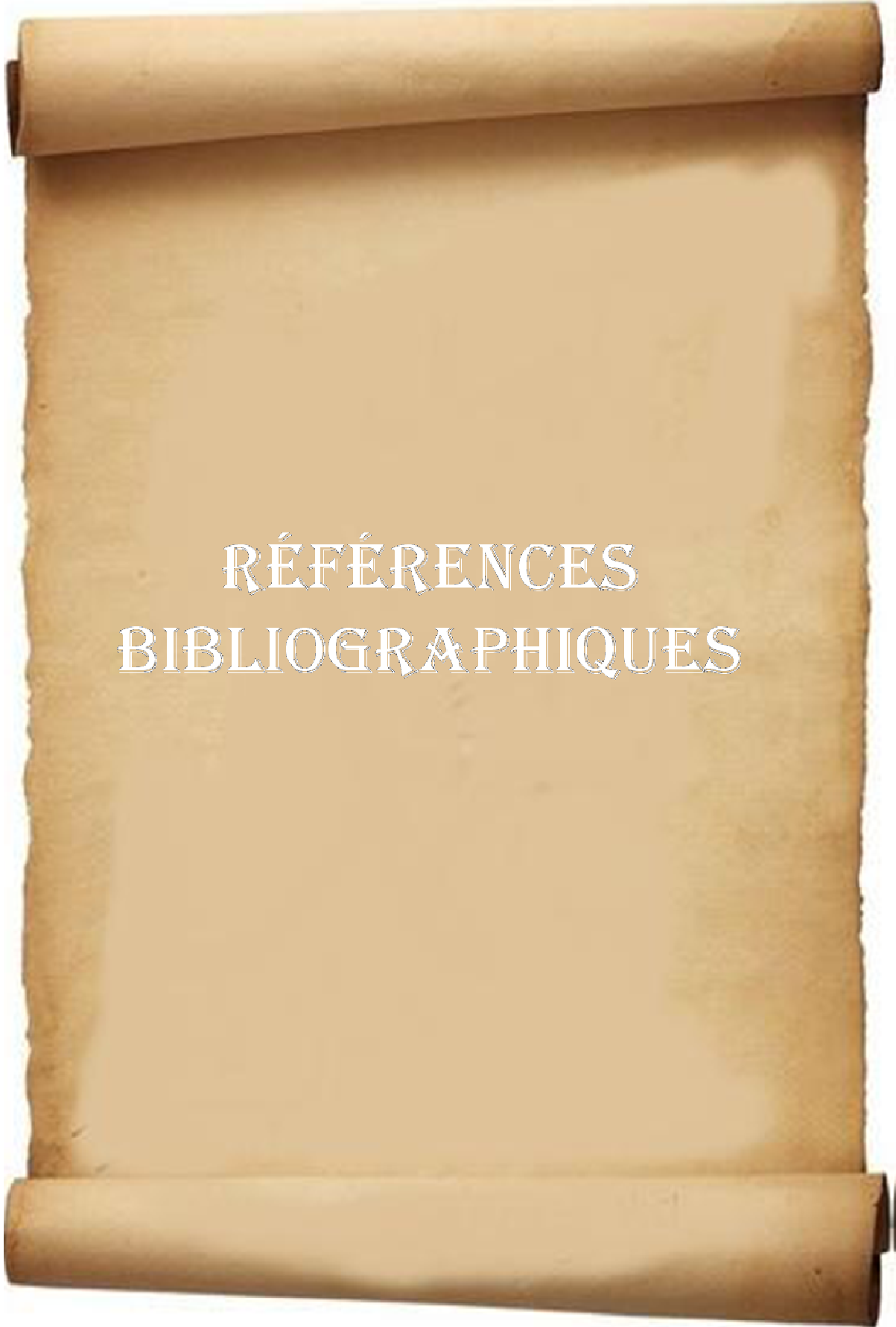
Concernant le deuxième système, le modèle de prédiction de l'échangeur de chaleur (trois pas en avant), les résultats d'apprentissage et de test sont aussi satisfaisants. Deux pages Web sont aussi fournies aux utilisateurs pour la prédiction de l'échangeur de chaleur en fournissant les mêmes fonctionnalités offertes par le premier système.

## Perspectives

Plusieurs perspectives peuvent être envisagées pour notre travail. Nous citons en particulier les points suivants :

- La réalisation d'un système de prédiction, en incluant les paramètres atmosphériques tels que la température, l'humidité, les précipitations et la luminosité où ils sont compris comme entrées exogènes au modèle PMC pour la prédiction de la charge électrique algérienne.

- Nous pouvons étudier l'influence de chaque facteur climatique sur la charge électrique, pour une meilleure précision de la prédiction.
- La tentative pour classifier les entrées du réseau PMC selon la saison en utilisant les cartes de kohonen, toujours pour la prédiction Web de la charge électrique.
- L'inclusion du type de jour comme entrée principale au réseau PMC, pour la prédiction de la charge électrique qui change selon le type de jour : week-end, jour férié, jours des fêtes religieuses, etc.
- L'utilisation d'autres types de réseaux de neurones artificiels pour la prédiction de la charge électrique.
- L'essai d'autres techniques pour la prédiction de la charge électrique telle que la logique floue afin de comparer les résultats des deux méthodes.
- L'utilisation d'autre langage Web tel que le Java pour prédire la charge électrique.
- La prédiction de plus de trois pas en avant pour le deuxième système de l'échangeur de chaleur.



RÉFÉRENCES  
BIBLIOGRAPHIQUES

- [Afgan et Schlunder, 1974] Afgan, V., Schlunder, E.U. Heat Exchangers; Design and Theory, Source book, Editions Mac Graw – Hill, 1974.
- [Afshin et Sadeghian, 2007] Afshin, M. et Sadeghian, A. PCA-based least squares support vector machines in week-ahead load forecasting. Industrial and Commercial Power System Technical Conference, 2007 (ICPS 2007). IEEE, pp. 1–6, 2007.
- [Aladag et al., 2009] Aladag, C.H. Egrioglu, E. et Kadilar, C. Forecasting nonlinear time series with a hybrid methodology, Applied Mathematics Letters, Vol. 22, pp. 1467- 1470, 2009.
- [Al-Saba et El-Amin, 1999] Al-Saba, T., El-Amin, I. Artificial neural networks as applied to long-term demand forecasting .Artificial Intelligence in Engineering. Vol. 13, No 2, pp. 189-197, 1999.
- [Amjady et al., 2001] Amjady, N. Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 16, N 3, pp. 498–505, 2001.
- [Aquino et al., 2007] Aquino, de R.R.B., Nobergo Neto, O., Lira, M.M.S., Ferreira, A.A. et Santos, K.F. Using genetic algorithm to develop a neural-network-based load forecasting. Marques de Sa, J. et al. (Eds.), ICANN 2007, Part II, Vol. 4669. Springer, pp. 738–747, 2007.
- [Arroyol et al., 2005] Arroyol, D.O., Skov, M.K. et Huynh, Q. Accurate Electricity Load Forecasting with Artificial Neural Networks, Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce (CIMCA-IAWTIC'05), Australia, pp. 293- 304, 2005.
- [Asadi et al., 2009] Asadi, R., Mustapha, N., Sulaiman N. and Shiri, N. New Supervised Multi Layer Feed Forward Neural Network Model to Accelerate Classification with High Accuracy, European Journal of Scientific Research, Vol. 33, pp. 163- 178, 2009.
- [Badran et al., 2008] Badran, I., El-Zayyat, H. and Halasa, G. Short-Term and Medium-Term Load Forecasting for Jordan's Power System, American Journal of Applied Sciences, Vol 5 (7), pp. 763-768, 2008.
- [Bahloul, 2005] BAHLOUL, R. “Optimisation du précédé de pliage sur presses de pièces en tôles à haute limite d'élasticité”, École Nationale Supérieure d'Arts et Métiers Centre d'Angers, Université Angers, France, 2005.
- [Bashir et El-Hawary, 2007] Bashir, Z.A. et El-Hawary, M.E. Short-term load forecasting using artificial neural networks based on particle swarm optimization algorithm. Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, CCECE 2007, pp. 272–275, 2007.
- [Bassi et Olivares, 2006] Bassi D. et Olivares, O. Medium Term Electric Load Forecasting Using TLFN Neural Networks, International Journal of Computers, Communications & Control, Vol. I, No. 2, pp. 23- 32, 2006.
- [Baum et Haussler, 1989] Baum, E. et Haussler, D. What size net gives valid generalization? Neural Computation, Vol. 1, N 1, pp. 151–160, 1989.
- [Beccali et al., 2004] Beccali, M., Cellura, M., Lo Brano, V. et Marvuglia, A. Forecasting daily urban electric load profiles using artificial neural Networks, Elsevier, Energy Conversion and Management, Vol. 45, pp. 2879-2900, , 2004.
- [Belhouari et Bermak, 2004] Belhouari, S.B. et Bermak, A. Gaussian process for nonstationary time series prediction, Computational Statistics & Data Analysis Vol. 47, pp. 705–712, 2004.
- [Boultif1 et al., 2009] Boultif1, N., Bougriou, C. et El Wakil, N. Comportements des échangeurs de chaleur à tubes coaxiaux face aux perturbations, Revue des Energies Renouvelables Vol. 12, N°4, (2009) 607 – 615, Décembre 2009.
- [Borlea et al., 2005] Borlea, I., Buta, A ., Member, IEEE et Lustrea, B. Some Aspects Concerning Mid Term Monthly Load Forecasting Using ANN, EUROCON, pp. 22- 24, Serbia & Montenegro, Belgrade, Novembre 2005.



- [Bosque, 2004]** Bosque, M. Web-Based Neural Nets: Intercative Artificial Neural Networks for the Internet, translated by Sabatini, A. iUnivers, United States of America, 2004.
- [Box et Jenkins, 1976]** Box, G.E.P. & Jenkins, G.M. Time series analysis: Forecasting and control, CA: Holden Day, San Fransisco, 1976.
- [Brockwell et Davis, 1996]** Brockwell, P.J. et Davis, R.A. Introduction to Time Series and Forecasting, New York: Springer-Verlag, [1.5, 3.1, 4.3, 6.4], 1996.
- [Bruhns et al., 2005]** Bruhns, A., Deurveilher, G. et Roy, J.-S. A non-linear regression model for mid term load forecasting and improvements in seasonality. 15th Power Systems Computation Conference, 2005.
- [Bishop, 1995]** Bishop, C.M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, 1995.
- [Cao, 2003]** Cao, L. Support vector machines experts for time series forecasting, Neurocomputing, Vol. 51, pp. 321- 339, 2003.
- [Charytoniuk et al., 1998]** Charytoniuk, W., Chen, M.S. et Van Olinda, P. Nonparametric regression based short-term load forecasting. IEEE Transactions on Power Systems, Vol 13 (3), pp. 725- 730, 1998.
- [Chatfield, 1996a]** Chatfield, C. The Analysis of Time Series, 5ème edition, London: Chapman et Hall, [1.5, 2.3, 3.2, 3.4, 4.2, 4.3, 5.2, 6.0, 6.5, 7.1], 1996a.
- [Chatfield, 2000]** Chatfield, C. TIME-SERIES FORECASTING, Chapman & Hall/CRC, United States of America, 2000.
- [Chen et al., 2004]** Chen, B.J., Chang M.W. et Lin, C.J. Member, IEEE, Load Forecasting Using Support Vector Machines: A Study on EUNITE Competition 2001, IEEE TRANSACTIONS ON POWER SYSTEMS, VOL. 19, NO. 4, pp. 1821- 1830, NOVEMBER, 2004.
- [Chen et al., 2005]** Chen, Y., Yang, B., Dong, J. et Abraham, A. Time-series forecasting using flexible neural tree model, Information Sciences, Vol. 174, pp. 219- 235, Aout 2005.
- [Coulibaly et al., 1999]** Coulibaly, P., Anctil, F. et Bobée, B. Prévision hydrologique par réseaux de neurones artificiels, état de l'art. Can. J. Civ. Eng. Vol. 26, pp. 293-304, 1999.
- [Cybenko, 1989]** Cybenko, G. Approximation by superposition of sigmoidal function, Math. Cont. Sig. syst, pp. 303- 314, February 1989.
- [Diggle, 1990]** Diggle, P.J. Time Series: A Biostatistical Introduction. Oxford: Oxford Univ. Press, [1. 5], 1990.
- [Dorrnsoro et al., 1997]** Dorrnsoro, J.R., Ginel, F., Sanchez, C. et Cruz, C.S. Neural fraud detection in credit card operations. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 8, N 4, pp. 827-834. 1997.
- [Eberhart et Kennedy, 1995]** Eberhart, R.C. et Kennedy, J. A new optimizer using particle swarm theory. Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science, pp. 39-43, 1995.
- [Editorial, 2007]** Editorial, Long Time series prediction competition: The CATS benchmark, Neurocomputing, Vol. 70, pp. 2325- 2329, 2007.
- [Eiben et Smith, 2003]** Eiben, A.E. et Smith, J.E. Introduction to Evolutionary Computing. Natural Computing Series. Springer, Berlin, 2003.
- [El Desouky et al., 2001]** El Desouky, A., Aggarwal, R., Elkateb, M. et Li, F. Advanced hybrid genetic algorithm for short-term generation scheduling. IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution, Vol. 148, N 6, pp. 511-517, 2001.
- [Eletter et Yaseen, 2010]** Eletter, S.F. and Yaseen, S.G. Applying Neural Networks for Loan Decisions in the Jordanian Commercial Banking System, IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, Vol. 10, N. 1, pp. 209- 214, Janvier 2010.
- [Engelbrecht, 2006]** Engelbrecht, A. Fundamentals of Computational Swarm Intelligence. Wiley, 2006.

- [Eskander et Atiya, 2006]** Eskander, G. S. and Atiya, A. F. A Novel Symbolic Type Neural Network Model—Application to River Flow Forecasting, *Senior Member, IEEE*, Vol. 26, pp. 293- 304, 2006.
- [Esp, 2002]** Esp, D. et D, Adaptive logic networks for East Slovakian electrical load forecasting. Sincak, P., Strackelkjan, J., Kolcun, M., Novotny, D., Szathmary, P. (Eds.), *Electricity Load Forecast Using Intelligent Technologies. EUNITE: The European Network on Intelligent Technologies for Smart Systems*, pp. 55–74, 2002.
- [Espinoza et al., 2005]** Espinoza, M., Joye, C., Bemans, R., et Moor, De B. Short-term load forecasting, profile identification and customer segmentation: A methodology based on periodic time series. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 20, N 3, pp. 1622–1630, 2005.
- [Faraway et Chatfield, 1998]** Faraway, Chatfield, J.C. Time series forecasting with neural networks: a comparative study using the airline data. *Applied Statistics*, Vol. 47, pp. 231- 250, 1998.
- [Fay et al., 2001]** Fay, D., Ringwood, J.V., Condon, M. et Kelly, M. A data fusion model for Irish electricity load forecasting, *Irish Signal and Systems Conference, Maynooth, Ireland, 25th–27th June 2001*, Techman, Maynooth, pp. 135- 140, 2001.
- [Freeman, 1994]** Freeman, JA. *Simulating Neural Networks with Mathematica*. Addison-Wesley: Reading, MA., 1994.
- [Faya et al., 2003]** Faya, D., Ringwood, J.V., Condon, M. et Kelly, M. 24-helectrical load data—a sequential or partitioned time series?, *Neurocomputing*, Vol. 55, pp. 469- 498, 2003.
- [Feinberg et Genethli, 2005]** Feinberg, E.A. et Genethliou, D. Load forecasting. Chow, J.H., Wu, F.F., Momoh, J.J. (Eds.), *Applied Mathematics for Restructured Electric Power Systems: Optimization, Control and Computational Intelligence, Power Electronics and Power Systems*. Springer, US, pp. 269 -285, 2005.
- [Fernando et Jayawardena, 1998]** Fernando, D. Jayawardena, AW. Runoff forecasting using RBF networks with OLS algorithm. *Journal of Hydrologic Engineering*, Vol. 3, No. 3, pp. 203- 209, 1998.
- [Fidalgo et Matos, 2007]** Fidalgo, J. et Matos, M.A. Forecasting portugal global load with artificial neural networks. Marques de Sa, J. et al. (Eds.), *ICANN 2007, Part II*, Vol. 4669. Springer, pp. 728–737, 2007.
- [Finkbeiner et al., 1993]** Finkbeiner, F., Gonard, T. & Filiol, B. *Echangeurs thermiques: Enjeux, marchés, technologie et politique d'innovation*, Editions européennes Thermique et Industrie (EETI), France, 1993.
- [Gestel et al., 2001]** Gestel, T.V. and Al, *Financial Time Series Prediction Using Least Squares Support Vector Machines Within the Evidence, Framework IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS*, Vol. 12, NO. 4. pp. 809- 821, 2001.
- [Gonzalez-Romera et al. 2006]** Gonzalez-Romera, E., Jaramillo-Moran, M.A. et Carmona-Fernandez, D. Monthly electric energy demand forecasting based on trend extraction. *IEEE Transactions on Power Systems*. Vol. 2, N 4, pp. 1946–1953, 2006.
- [Guylaine, 2004]** Guylaine, P. "Analyse de Motif Protéique par Méthode Hybride Réseau de Neurones Artificiels et Modèles de Markov Caché", thèse PhD, *International Doctorate School in Information and Communication Technology, Université du Québec à Montreal, Canada, Novembre 2004*.
- [Hahn et al., 2009]** Hahn, H., Meyer-Nieberg, S., Pickl, S. Electric load forecasting methods: Tools for decision making, *European Journal of Operational Research*, Vol. 199, pp. 902 -907, 2009.
- [Haque et al., 2005]** Haque, M.T. et Kashtiban, A.M. Application of Neural Networks in Power Systems; A Review, *Engineering and Technology*, Vol. 6, pp. 53- 57, 2005.
- [Hassoum, 1995]** Hassoum, M.H. *Fundamentals of artificial neural networks*. MIT Press, Cambridge, 1995.
- [Haykin, 1999]** Haykin, S. *Neural Networks, A Comprehensive Foundation: second edition*. New York (NY): MacMillan College Publishing, 1999.

- [Heaton, 2005]** Heaton. J. Introduction to Neural Networks with Java, Mary McKinnis, United States of America, 2005.
- [Hecht-Nielsen, 1987]** Hecht-Nielsen, R. Komogorov's mapping neural network existence theorem. In Proceedings of the International Conference on Neural Networks. Vol. 3. IEEE Press, New York. pp. 11–13, 1987.
- [Hill et al., 1996]** Hill, T., O'Conner, M. et Remus, W. Neural network models for time series forecasts. Management Science, Vol. 42, No. 7, pp. 1082- 1092, 1996.
- [Hinton, 1989]** Hinton, G.E.. Deterministic Boltzmann machine learning performs steepest descent in weight-space. Neural Computation, Vol. 1, pp. 143–150, 1989.
- [Hippert et al., 2001]** Hippert, H.S., Pedreira, C.E., et Souza, R.C. Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation. IEEE Transactions on Power Systems; Vol. 16, N 1, pp. 44–55, 2001.
- [Hippert et al., 2005]** Hippert, H.S., Bunn, D.W. et Souza, R.C. Large neural networks for electricity load forecasting: Are they overfitted. International Journal of Forecasting, Vol. 21, pp. 425–434, 2005.
- [Hor et al., 2005]** Hor, S. Watson, C.-L., et S.J.S. Majithia, Analyzing the impact of weather variables on monthly electricity demands. IEEE Transactions on Power Systems, Vol 20 (4), pp. 2078 -2085, 2005.
- [Huang et Shih, 2003]** Huang, S.-J. et Shih, K.-R. Short-term load forecasting via ARMA model identification including non-gaussian process considerations. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 18, pp. 673- 679, 2003.
- [Huang et Tsai, 2009]** Huang C.L. & Tsai, C.Y. A hybrid SOFM–SVR with a filter-based feature selection for stock market forecasting, Expert Systems with Applications, Vol. 36, pp. 1529- 1539, 2009.
- [Huang et al., 2005]** Huang, C.-M., Huang, C.-J. et Wang, M.-L. A particle swarm optimization to identifying the ARMAX model for short-term load forecasting. IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 20, N 2, pp. 1126–1133, 2005.
- [Huo et al., 2007]** Huo, L., Fan, X., Xie, Y. et Yin, J. Short-term load forecasting based on the method of genetic programming. Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, 2007.
- [Hussain et al., 2007]** Hussain, M.A., Che Hassan, C.R.S, Loh et K.W. Mah. Application of Artificial Intelligence Techniques in Progress Fault Diagnosis,, Journal of Engineering Science and Technology, Vol. 2, No. 3, pp. 260- 270, 2007.
- [Hutchinson, 1994]** Hutchinson, JM. A radial basis function approach to financial time series analysis. PhD dissertation, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, MA, 1994.
- [Hsu et al., 2006]** Hsu, C.-C., Wu, C.-H., Chen, S.-C. et Peng, K.-L. Dynamically optimizing parameters in support vector regression: An application of electricity load forecasting. Proceedings of the 39th Hawaii International Conference on System Sciences – 2006 (HICSS 2006), pp. 1–8, 2006.
- [Jacobs et al., 1997]** Jacobs, R.A., Peng, F. et Tanner. M.A. A Bayesian approach to model selection in hierarchical mixtures-of-experts architectures. Neural Networks, Vol. 10, N 2, pp. 231–241, 1997.
- [Jain et al., 2009]** Jain, A., Member, IEEE, et Satish, B. Clustering based Short Term Load Forecasting using Artificial Neural Network, pp. 1- 7, 2009.
- [Jin et al., 2004]** Jin, L., Lai, Y.J. et Long, T.X. Peak load forecasting based on robust regression. Eighth International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems, pp. 123 -128, 2004.
- [Jayawardena et Fernando, 1995]** Jayawardena, A.W. et Fernando, D. Artificial neural networks in hydro-meteorological modeling. In Developments in Neural Networks and Evolutionary Computing for Civil and Structural Engineering, Topping BHV (ed.). Civil-Comp: Edinburgh, pp. 115- 120, 1995.

- [**Jayawardena et Fernando, 1998**] Jayawardena, AW. et Fernando, D. Use of radial basis function type artificial neural networks for runoff simulation. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 13, No. 2, pp. 91- 99, 1998.
- [**Jayawardena et al., 1996**] Jayawardena, AW., Fernando, D. et Zhou, MC. Comparison of multilayer perceptron and radial basis function networks as tools for flood forecasting. In *Destructive Water: Water-Caused Natural Disaster, their Abatement and Control*. International Association of Hydrological Sciences Press: Oxfordshire, pp. 173- 182, 1996.
- [**Kandel, 1991**] Kandel, A. *Fuzzy expert systems*. Florida, USA: CRC Press, 1991.
- [**Kajitani et al., 2005**] Kajitani, Y. Hipel, K.W. et Mcleod, A. I. Forecasting Nonlinear Time Series with Feed-Forward Neural Networks: A Case Study of Canadian Lynx Data , *Journal of Forecasting*, Vol. 24, pp. 105- 117, 2005.
- [**Karabulut et al., 2008**] Karabulut, K., Alkanb, A. et Yilmazb, A.S. LONG TERM ENERGY CONSUMPTION FORECASTING USING GENETIC PROGRAMMING, *Mathematical and Computational Applications*, Vol. 13, No. 2, pp. 71-80, 2008.
- [**Kayacan et al., 2010**] Kayacan, E., Ulutas, B. et Kaynak, O. Grey system theory-based models in time series prediction, *Expert Systems with Applications*, Vol 37, pp. 1784–178, 2010.
- [**Kohavi, 1995**] Kohavi. R. A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *Proceeding of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence (Montréal, 1995)*. Morgan Kaufman Publishers, San Francisco. pp. 1137–1143, 1995.
- [**Kusiak et al., 2010**] Kusiak, A., Li, M. et Zhang, Z.A. data-driven approach for steam load prediction in buildings, *Applied Energy*, Vol. 87, pp. 925- 933, 2010.
- [**Kyriakides et Polycarpou, 2007**] Kyriakides, E. et Polycarpou, M. Short term electric load forecasting: A tutorial. Chen, K., Wang, L. (Eds.), *Trends in Neural Computation, Studies in Computational Intelligence*, Vol. 35. Springer, pp. 391-418 (Chapter 16), 2007.
- [**Lachtermacher et Fuller, 1995**] Lachtermacher, G. et Fuller, JD. Backpropagation in time-series forecasting. *Journal of Forecasting*, Vol. 14., pp. 381- 393, 1995.
- [**Laskaria et al., 2006**] Laskaria, E.C., G.C., Meletiouc, G.C., Tasoulisa, D.K. and Vrahatisa, M.N. Studying the performance of artificial neural networks on problems related to cryptography, *Nonlinear Analysis: RealWorld Applications*, Vol. 7, pp. 937- 942, 2006.
- [**Lee et al., 1996**] Lee, K.C., Han, I. et Kwon, Y. Hybrid neural network models for bankruptcy predictions. *Decision Support Systems*, Vol. 18, pp. 63–72. 1996.
- [**Lee et al., 2008**] Lee, L.W., Wang, L.H. & Chen, S.M. Temperature prediction and TAIEX forecasting based on high-order fuzzy logical relationships and genetic simulated annealing techniques, *Expert Systems with Applications*, Vol. 34, pp. 328- 336, 2008.
- [**Lettvin et al., 1959**] Lettvin, J.Y., Maturana, H.R., McCulloch, W.S., & Pitts, W.H. ; What the Frog's Eye Tells the Frog's Brain, (PDF, 14 pages) [archive] (1959), *Proceedings of the IRE*, Vol. 47, No. 11, pp. 1940-51.
- [**Li et al., 2007**] Li, G., Cheng, C.-T., Lin, J.-Y. et Zeng, Y. Short-term load forecasting using support vector machine with SCE-UA algorithm. *Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007)*. IEEE, pp. 290–294. *IEEE Power Engineering Society General Meeting 2007*, 2007.
- [**Liao et Tsao, 2006**] Liao, G.-C. et Tsao, T.-P. Application of a fuzzy neural network combined with a chaos genetic algorithm and simulated annealing to short-term load forecasting. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 10, N 3, pp. 330–340, 2006.
- [**Lin et Chen, 2004**] Lin, G.F., Chen, L.H. A non-linear rainfall-runoff model using radial basis function network, *Journal of Hydrology*, Vol. 289, pp. 1- 8, 2004.

- [Lisi et Schiavo, 1999] Lisi, F. et Schiavo, R. A comparison between neural networks and chaotic models for exchange rate prediction. *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 30, pp. 87- 102, 1999.
- [Ludovic, 2003] Ludovic, A. "Neurones artificiels sur silicium: une évolution vers les réseaux", thèse PhD, Ecole Doctorale de Mathématiques et Informatique, Université Bordeaux 1, France, Juin 2003.
- [Ma et Teng, 2004] Ma, J. & Teng, J.F. Predict chaotic time-series using unscented Kalman filter. In *Proceedings of the third international conference on machine learning and cybernetics*, Shanghai, China, Vol. 1, pp. 867- 890, 2004.
- [Murata et al., 1994] Murata, N.M. et Yoshizawa, S. et Amari, S. Network information criterion—determining the number of hidden units for an artificial neural network model. *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, N 6, pp. 865–872, 1994.
- [Negm, 2005] Negm, K. E. A. Validation Testing for Temporal Neural Networks for RBF Recognition, *World Academy of Science, Engineering and Technology*, Vol. 5, pp. 88- 93, 2005.
- [Niu et al., 2007a] Niu, D., Gu, Z. et Xing, M. Research on neural networks based on culture particle swarm optimization and its application in power load forecasting. *Third International Conference on Natural Computation*, 2007, ICNC 2007. IEEE, pp. 270–274; 2007a.
- [Niu et al., 2007b] Niu, D., Li, J. et Li, Q. Middle-long electric power load forecasting based on cointegration and support vector machine. *Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007)*. IEEE, pp. 596–600, 2007b.
- [Niu et al., 2007c] Niu, J. Li, J. et Q. Li, Wang, Daily load forecasting using support-vector machine and case-based reasoning. *Second IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*, 2007. ICIEA 2007. IEEE, pp. 1271–1274, 2007c.
- [Ozisik, 1980] Ozisik, M. N. *Heat Conduction*, Editions John Wiley and Sons, New-York, 1980.
- [Özesmi et al., 2006] Özesmi, S.L., Tanb, C.O. et Özesmi, U. New Supervised Multi Layer Feed Forward Neural Network Model to Accelerate Classification with High Accuracy, *ecological modelling*, Vol. 195, pp. 83-93, 2006.
- [Park, 1992] Park, D. J., B.E., Jun and J. H. Kim. Novel Fast Training Algorithm for Multilayer Feedforward Neural Network. *Elec. Letters*, 28, 6, 1992.
- [Polak et Mendyk, 2008] Polak, S. and Mendyk, A. Artificial neural networks based Internet hypertension prediction tool development and validation, *Applied Soft Computing*, Vol. 8, pp. 734- 739, January 2008.
- [Quah et Srinivasan, 1999] Quah, T.S. & Srinivasan, B. Improving returns on stock investment through neural network selection, *Expert Systems with Applications*, Vol. 17, pp. 295- 301, 1999.
- [Rabiner, 1989] Rabiner, L.R. A tutorial on hidden markov models and selected applications in speech recognition, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 77, pp. 257- 286, 1989.
- [Ranaweera et al., 1995] Ranaweera, D.K., Hubele, N.F. et Papalexopoulos, A.D. Application of radial basis function neural network model for short-term load forecasting. *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 142, pp. 45–50, 1995.
- [Rasool et Al-kababjie, 2009] Rasool, N.S. et Al-kababjie, M.F. Adapted Auto\_Reclosing Relay In a Simulated 400Kv Grid, *International Journal of Systems Applications, Engineering & Development*, Vol. 3, pp. 1- 9, April 2009.
- [Refenes et al., 1994] Refenes, A.N., Zapranis, A. et Francis, G. Stock performance modeling using neural networks: a comparative study with regression models. *Neural Networks*, Vol. 7, N 2, pp. 375–388, 1994.
- [Reyneri, 1990] Reyneri, L.M. and Filippi, E. Modified Backpropagation Algorithm for Fast Learning in Neural Networks. *Elec. Letters*, 26, 19, 1990.

- [**Ringwood et al., 2001**] Ringwood, J.V., Bofelli, D. et Murray, F.T. Forecasting electricity demand on short, medium, and long time scales using neural networks. *Journal of Intelligent and Robotic Systems*. Vol. 31, pp. 129–147, 2001.
- [**Roman et Jameel, 1996**] Roman, J. & Jameel, A. Backpropagation and recurrent neural networks in financial analysis of multiple stock market returns, In *Proceedings of IEEE system sciences proceedings of the 29th Hawaii international conference, Hawaii, USA, Vol. 2*, pp. 454- 460, 1996.
- [**Rudolph, 1997**] Rudolph, S. On topology, size and generalization of non-linear feed-forward neural networks. *Neurocomputing*, Vol. 16, pp. 1–22, 1997.
- [**Rumelhart et al., 1986**] Rumelhart, D.E., Hinton, E. et Williams, J. Learning internal representation by error propagation. Dans *Parallel distributed processing*. MIT Press, Cambridge, Massachusetts. Vol. 1, pp. 318–362. 1986.
- [**Sacadura, 1993**] Sacadura, J.F. *Initiation aux transferts thermiques*, Edition Lavoisier, France, 1993.
- [**Sallehuddin et al., 2007**] Sallehuddin, R., Shamsuddin, S.M.H., Hashim, S.Z.M., Abrahamy, A. Forecasting time series data using hybrid grey relational artificial neural network and auto regressive integrated moving average model, *Neural Network World*, Vol. 6, N 07, pp. 573-605, 2007.
- [**Sejnowski et Rosenberg, 1987**] Sejnowski, T.J. et Rosenberg, C.R. Parallel networks that learn to pronounce English text. *Complex Systems*, Vol. 1, pp. 145–168, 1987.
- [**Senjyu et al., 2004**] Senjyu, T., Mandal, P., Uezato, K. et Funabashi, T. Next day load curve forecasting using recurrent neural network structure. *IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 151, N 3, pp. 388–394, 2004.
- [**Shepherd et Koch, 1990**] Shepherd, G.M. et Koch, C. « Introduction to Synaptic Circuits », dans *The Synaptic Organization of the Brain*, pp.3-31. NewYork: Oxford University Press, 1990.
- [**Song, 2008**] Song, H., Witt, S. et Zhang, X. Developing a Web-based tourism demand forecasting system, *Tourism Economics*, Vol. 14, N 3, pp. 445- 468, 2008.
- [**Stern, 1996**] Stern, HS. Neural networks in applied statistics. *Technometrics*, Vol. 38, pp. 205- 220, 1996.
- [**Tai et Wu, 2006**] Tai, D.C.T., Wu, S.H. Logic Gate Analysis with Feed Forward Neural Network, *WHAMPOA - An Interdisciplinary Journal*, Vol. 51, pp. 235- 251, 2006.
- [**Taylor et al., 2006**] Taylor, J.W., Menezes, De L.M. et McSharry, P.E. A comparison of univariate methods for forecasting electricity demand up to a day ahead. *International Journal of Forecasting*, Vol. 22, pp. 1–16, 2006.
- [**Taylor et al., 2008**] Taylor J.W. and McSharry, P.E. Senior Member, IEEE, Short-Term Load Forecasting Methods: An Evaluation Based on European Data, *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol. 22, pp. 2213-2219, 2008.
- [**Tikka et al., 2008**] Tikka, J., Hollme, J. et Kaynak, O. Sequential input selection algorithm for long-term prediction of time series, *Neurocomputing*, Vol. 71, pp. 2604- 2615, 2008.
- [**Tran et al., 2006**] Tran, C.N., Park, D.-C. et Choi, W.-S. Short-term load forecasting using multiscale bilinear recurrent neural network with an adaptive learning algorithm. King, I. et al. (Eds.), *Thirteenth International Conference on Neural Information Processing (ICONIP 2006)*, LNCS, Vol. 4233. Springer, pp. 964–973, 2006.
- [**Tripathi et al., 2008**] Tripathi, M.M., Upadhyay, K.G. et Singh, S.N. Short-Term Load Forecasting Using Generalized Regression and Probabilistic Neural Networks in the Electricity Market, *The Electricity Journal*, Vol. 21, pp. 24- 34, Novembre 2008.

[**Tudoroiu et al., 2009**] Tudoroiu, N., Neacsu, G. and Ilias, N. The Neural Simulator of the Pollution Factors Impact on the Quality of the Water inside the Romanian Harbour of Black Sea, Proceedings of the International Multiconference on Computer Science and Information Technology, Vol. 4, pp. 531- 538, 2009.

[**Vapnik, 1995**] Vapnik, V. The Nature of Statistical Learning. Springer, New York, 1995.

[**Versace et al., 2004**] Versace, M., Bhatt, R., Hinds, O. & Shiffer, M. Predicting the exchange traded fund DIA with a combination of genetic algorithms and neural networks, Expert Systems with Applications, Vol. 27, pp. 417- 425, 2004.

[**Watrous, 1987**] Watrous, R.L. Learning Algorithms for connectionist Networks: Applied Gradient Methods of Non linear Optimization. IEEE First International Conf. On Neural Networks, San Diego, California, June 21-24, 1987.

[**Widrow et Lehr, 1990**] Widrow, B. et. Lehr, M.A. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline and backpropagation. Proceedings of the IEEE, Vol. 78, N 9, pp. 1415–1442, 1990.

[**YAO, 1999**] YAO, X. Evolving Artificial Neural Networks, PROCEEDINGS OF THE IEEE, Vol. 87, No. 9, Septembre 1999.

[**Zivanovic, 2001**] Zivanovic, R. Local regression-based short-term load forecasting. Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol, 31, pp. 115–127, 2001.

[**Zurada, 1992**] Zurada, J.M. Introduction to artificial neural systems. West Publishing Co., Saint Paul, Minnesota, 1992.

ANNEXE

A



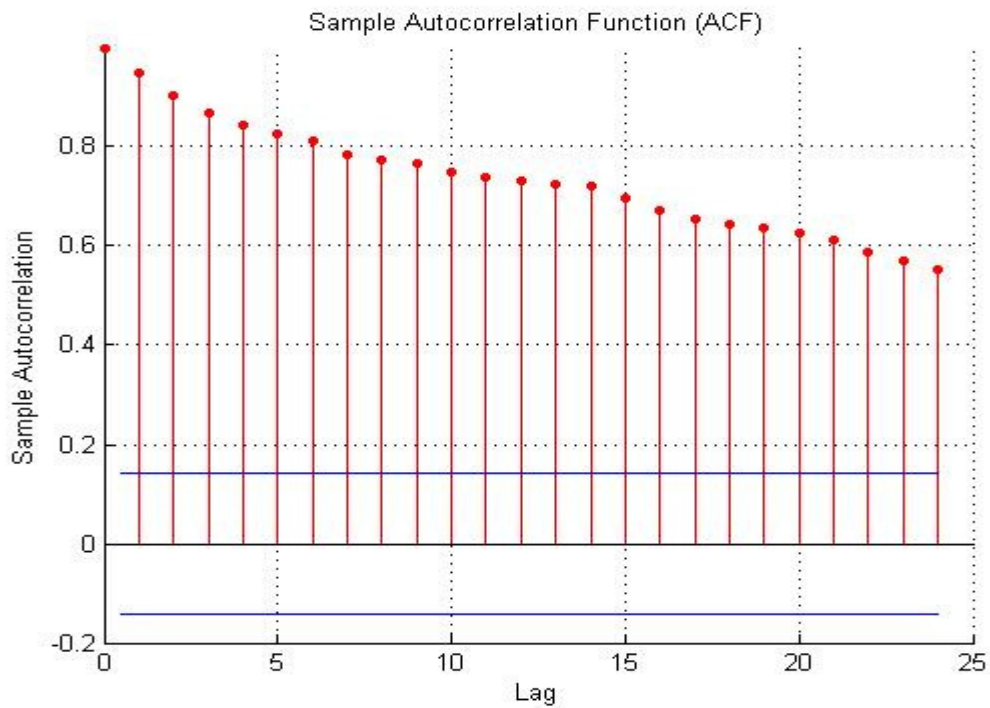


Figure IV.80. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 2 de la charge électrique algérienne

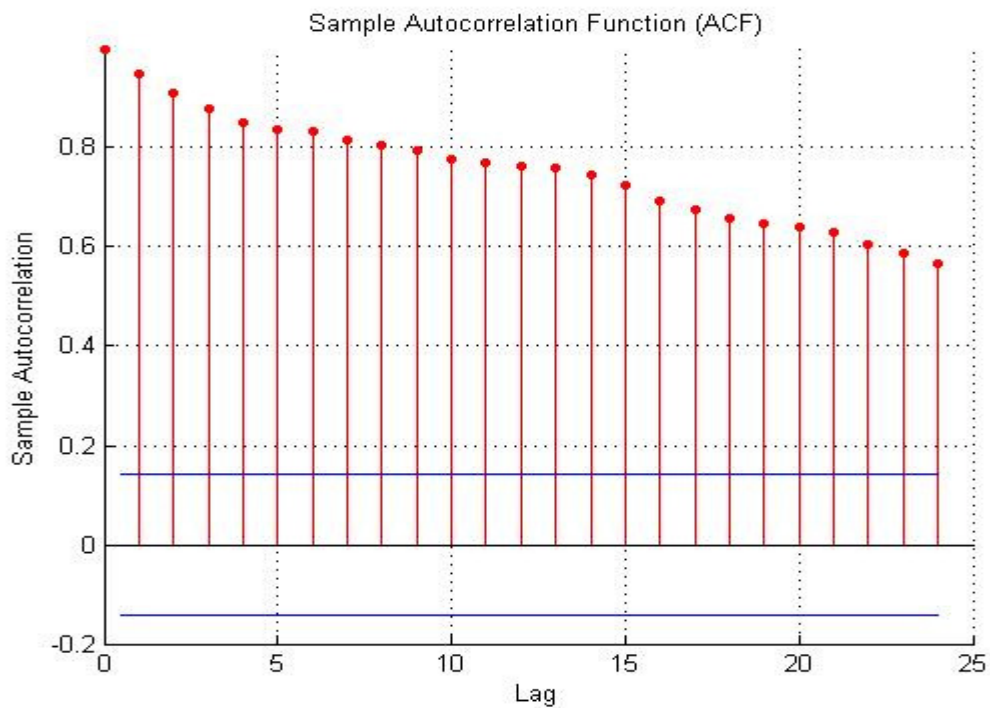


Figure IV.81. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 3 de la charge électrique algérienne

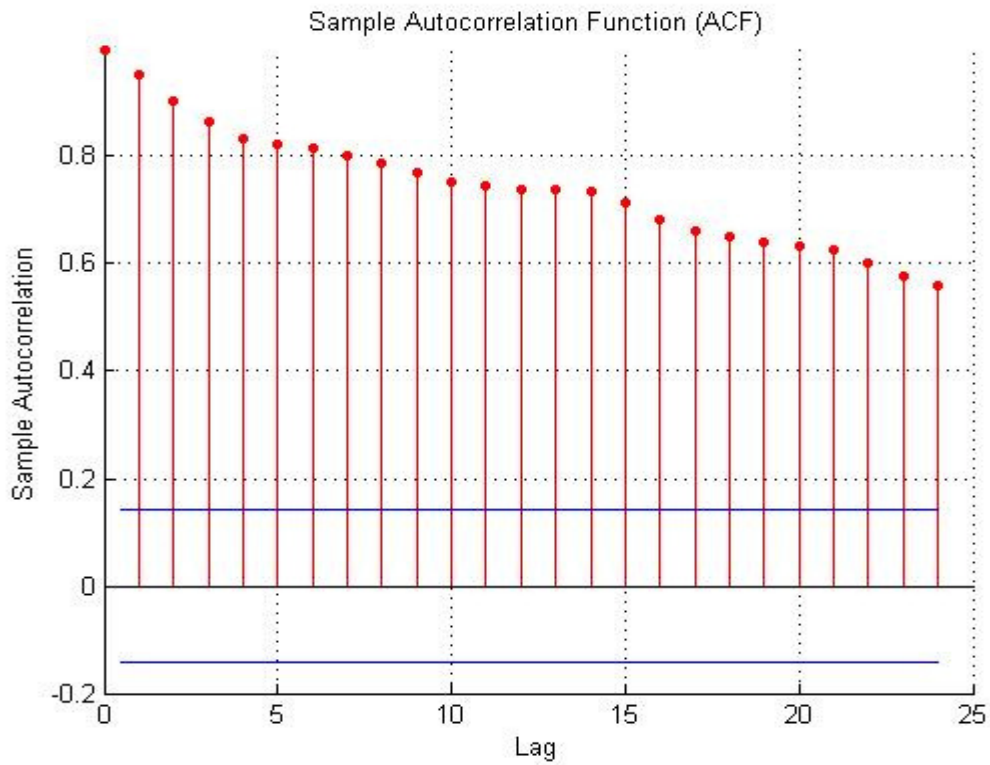


Figure IV.82. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 4 de la charge électrique algérienne

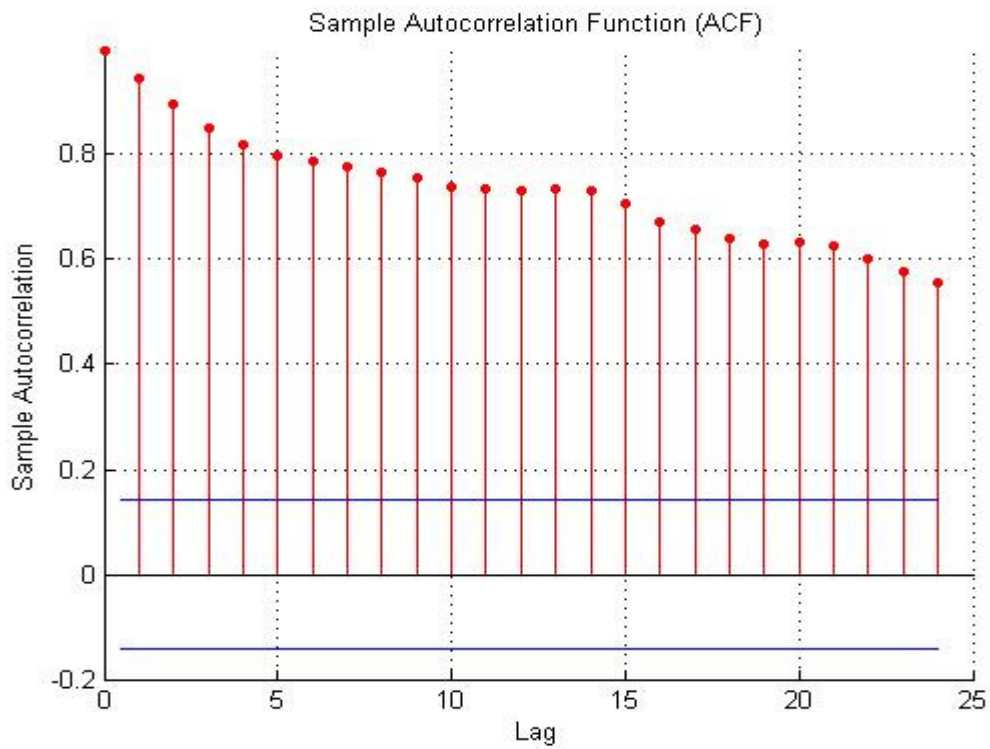


Figure IV.83. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 5 de la charge électrique algérienne

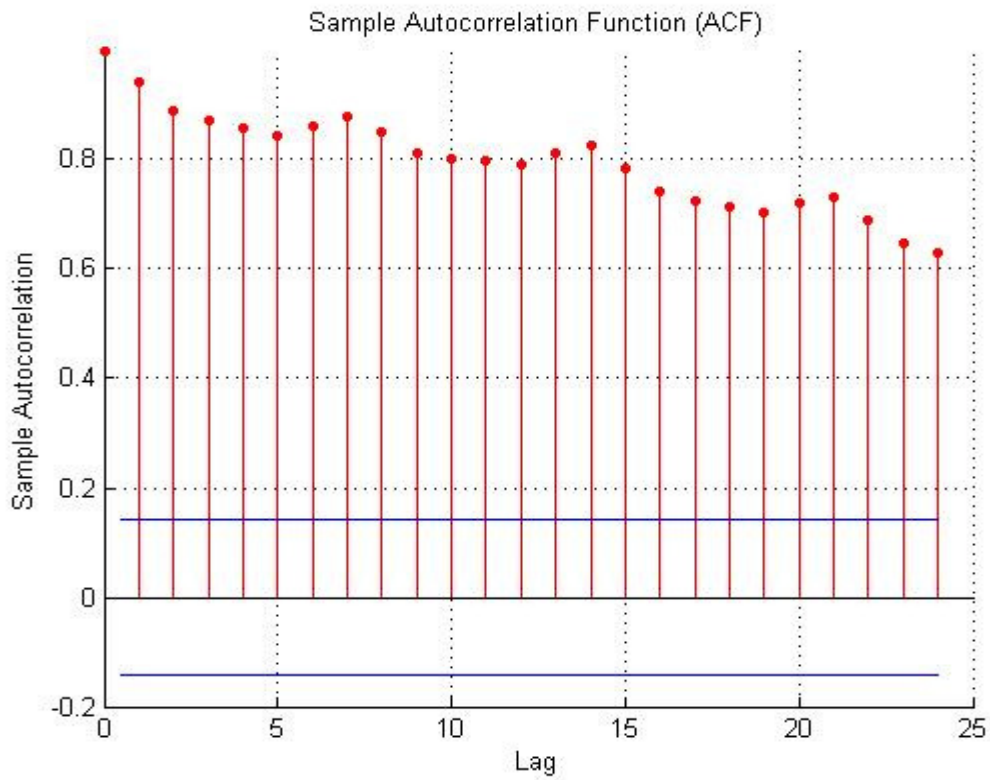


Figure IV.84. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 6 de la charge électrique algérienne

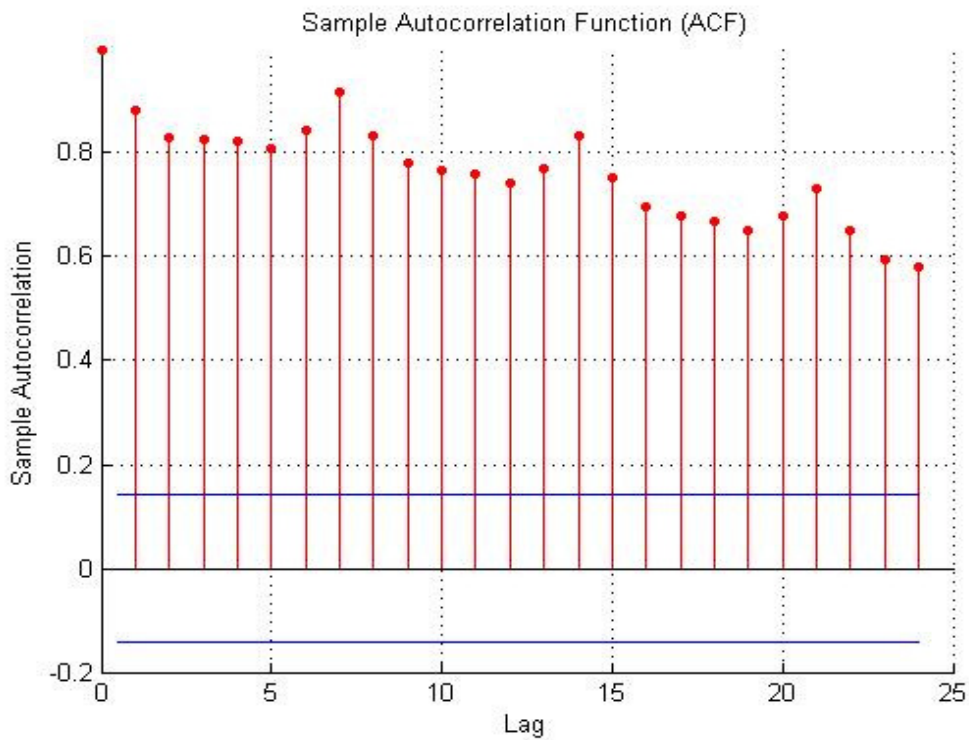


Figure IV.85. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 7 de la charge électrique algérienne

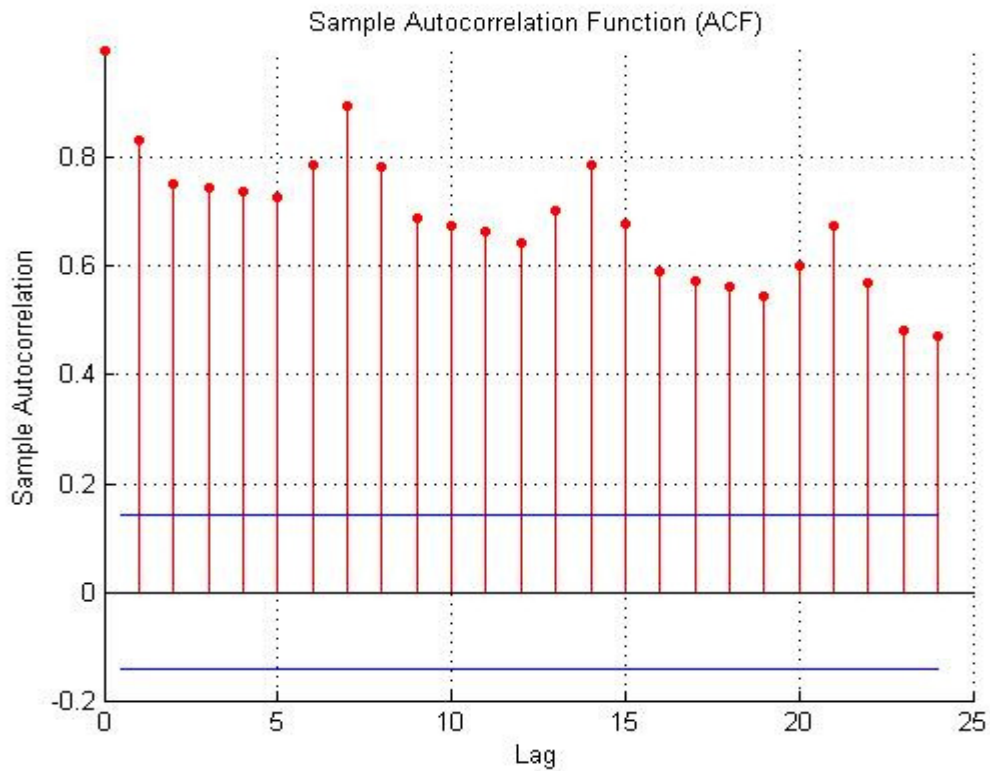


Figure IV.86. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 8 de la charge électrique algérienne

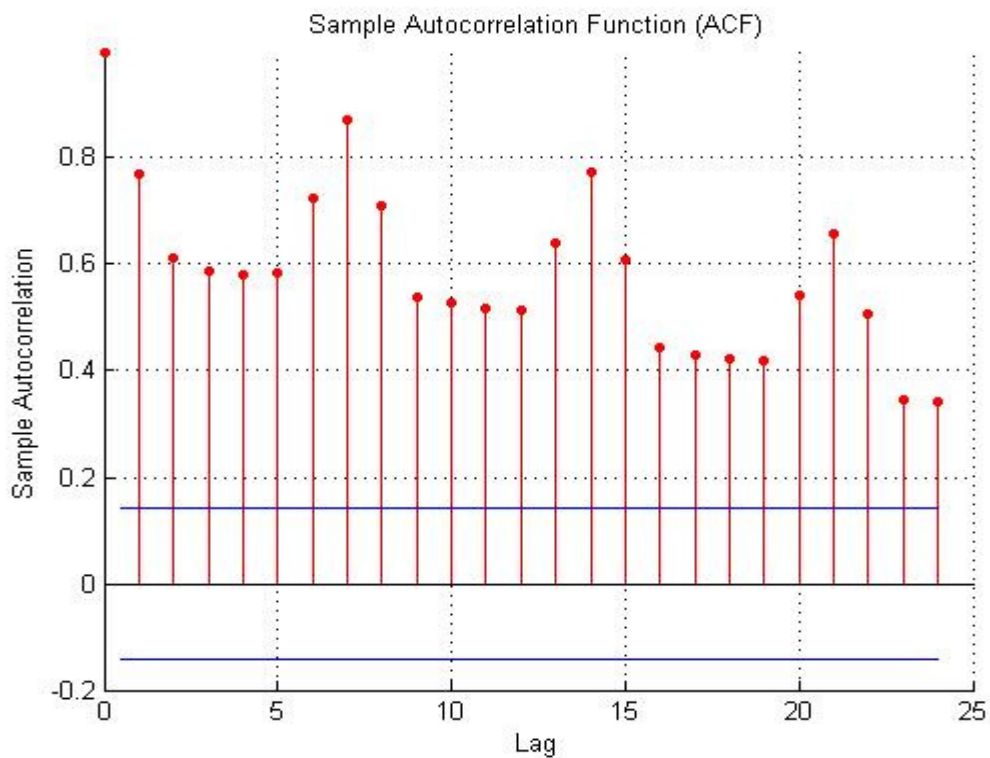


Figure IV.87. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 9 de la charge électrique algérienne

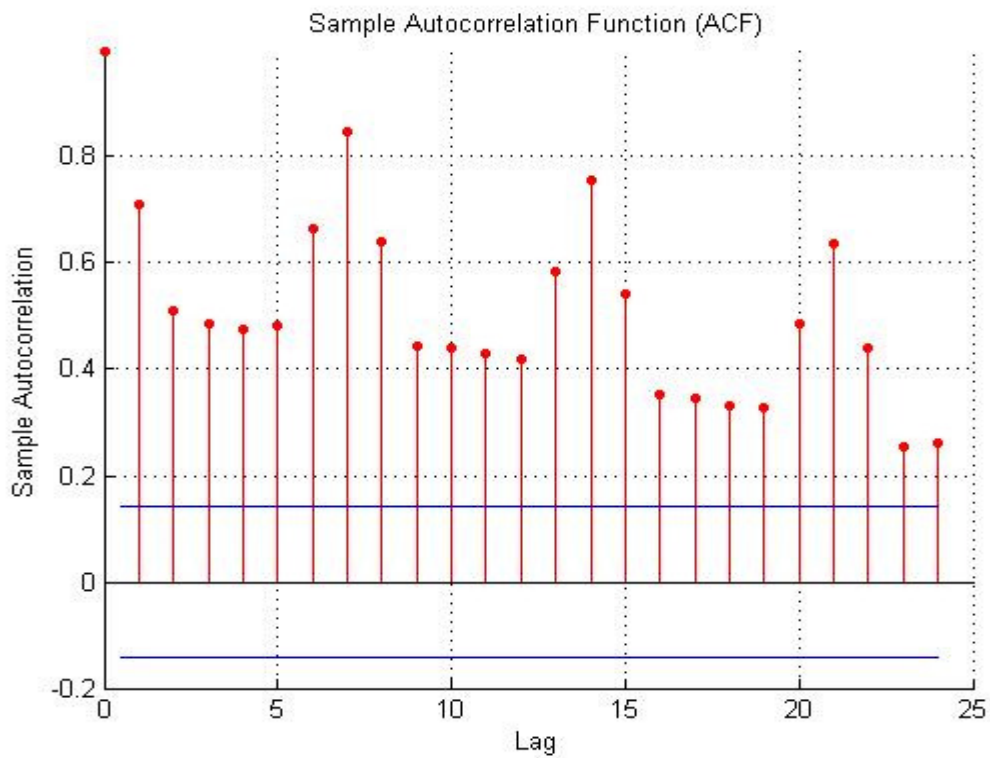


Figure IV.88. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 10 de la charge électrique algérienne

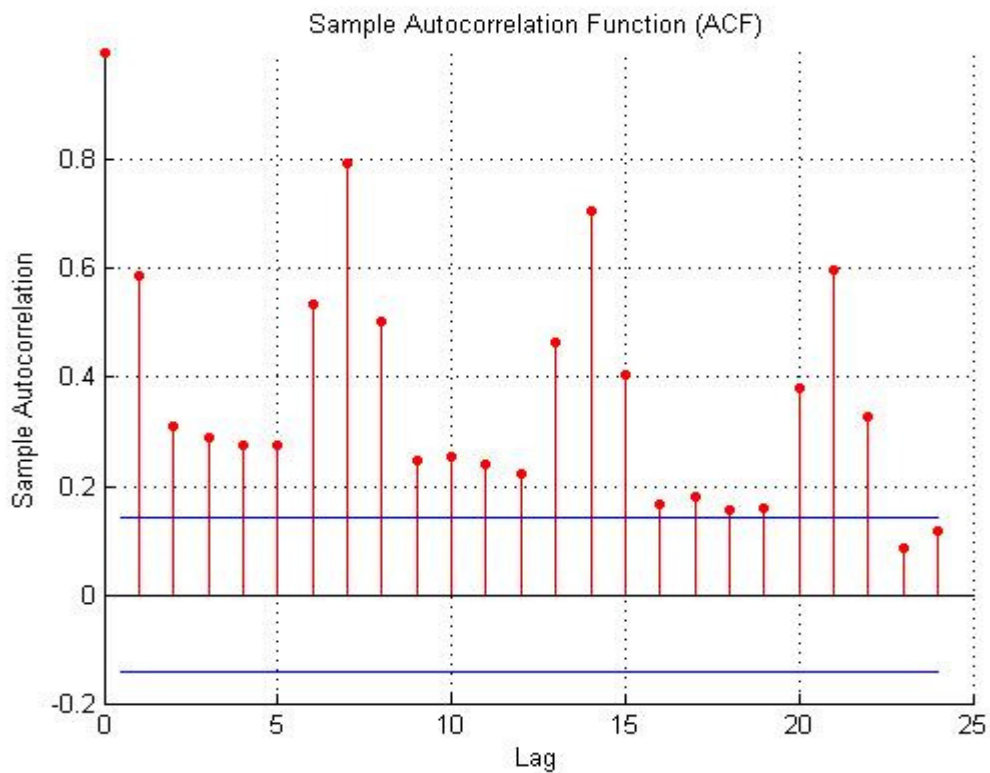


Figure IV.89. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 11 de la charge électrique algérienne

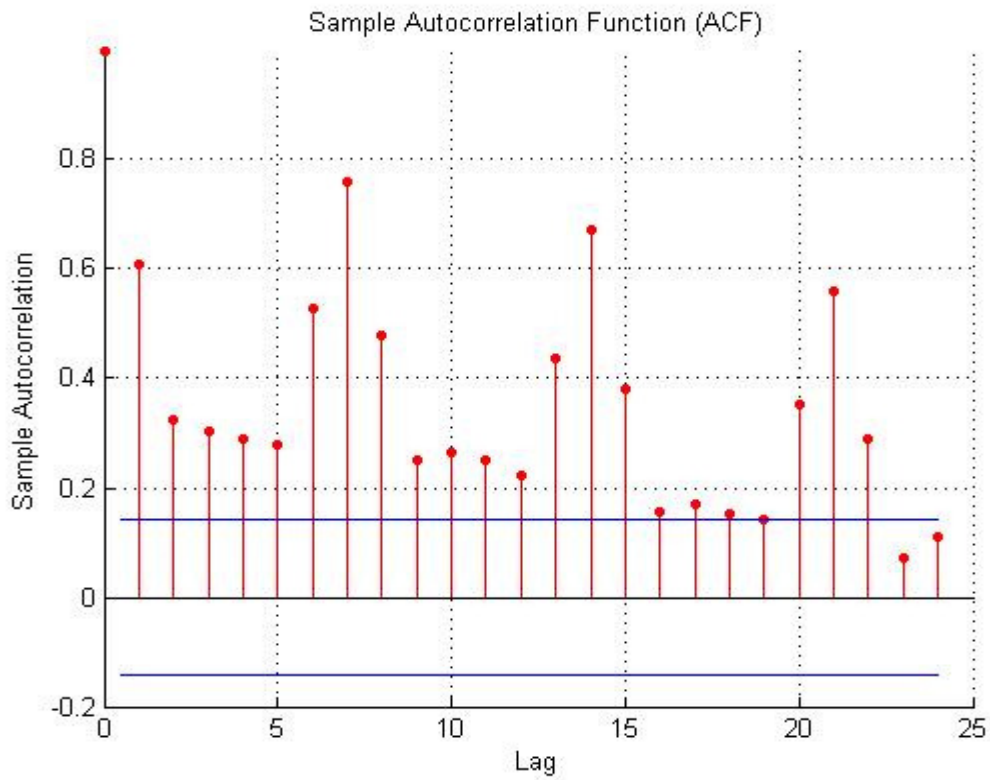


Figure IV.90. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 12 de la charge électrique algérienne

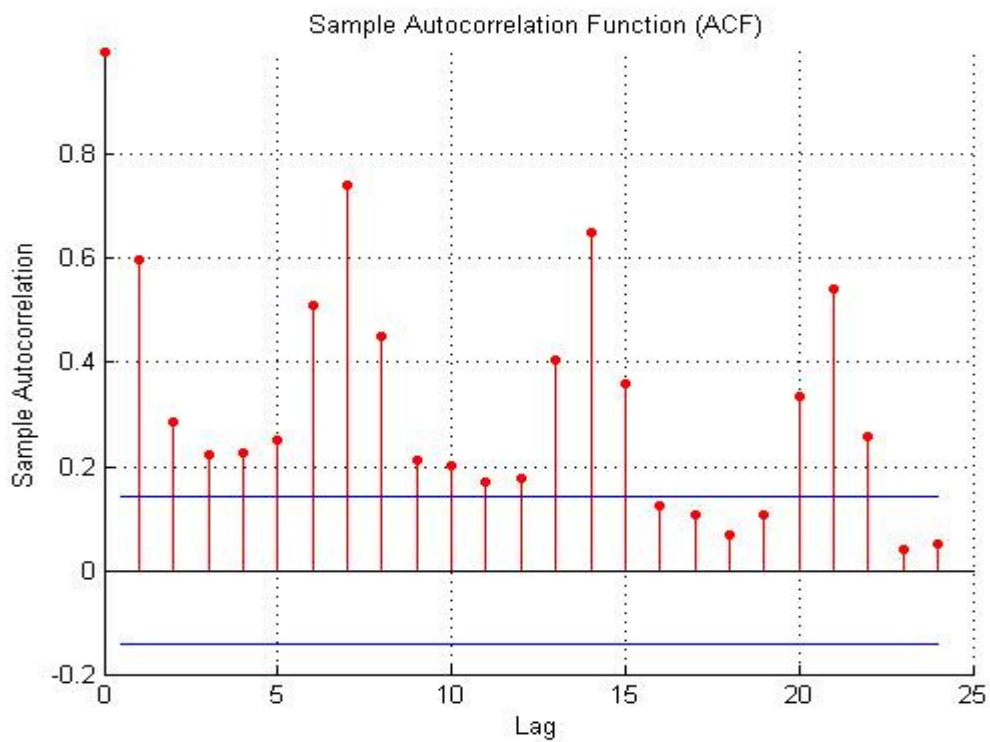


Figure IV.91. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 13 de la charge électrique algérienne

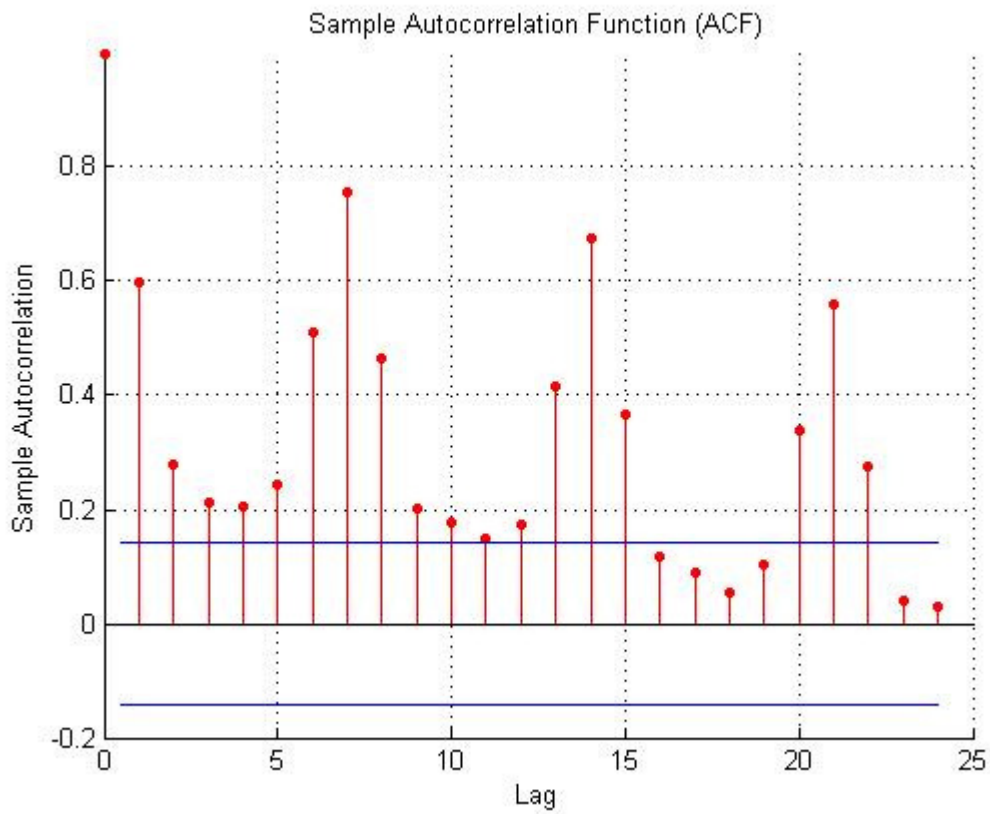


Figure IV.92. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 14 de la charge électrique algérienne

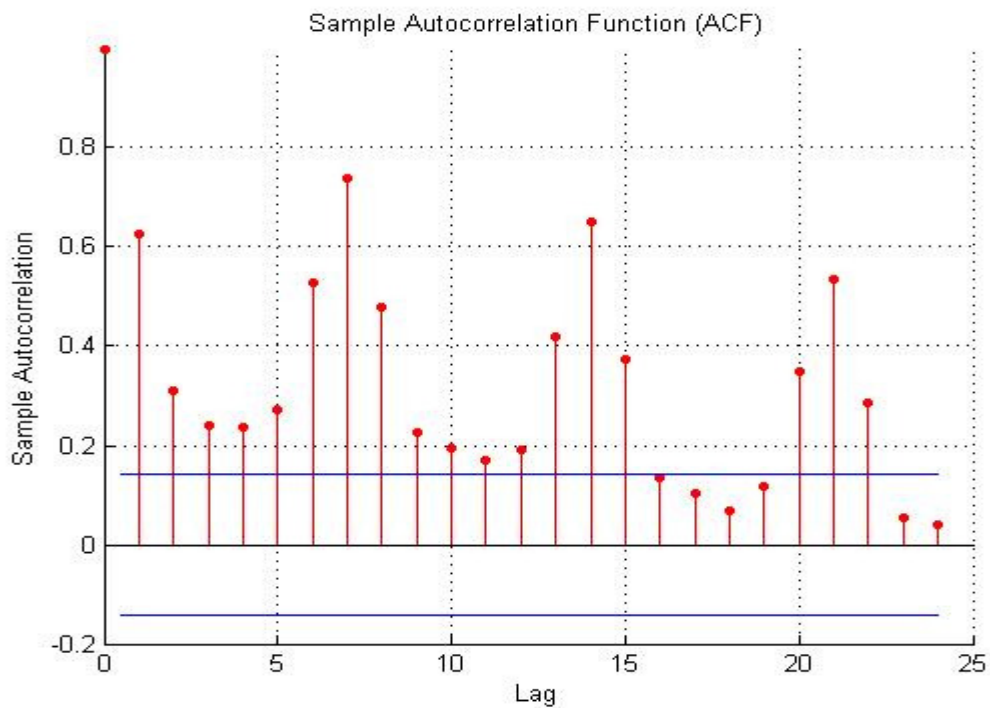


Figure IV.93. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 15 de la charge électrique algérienne

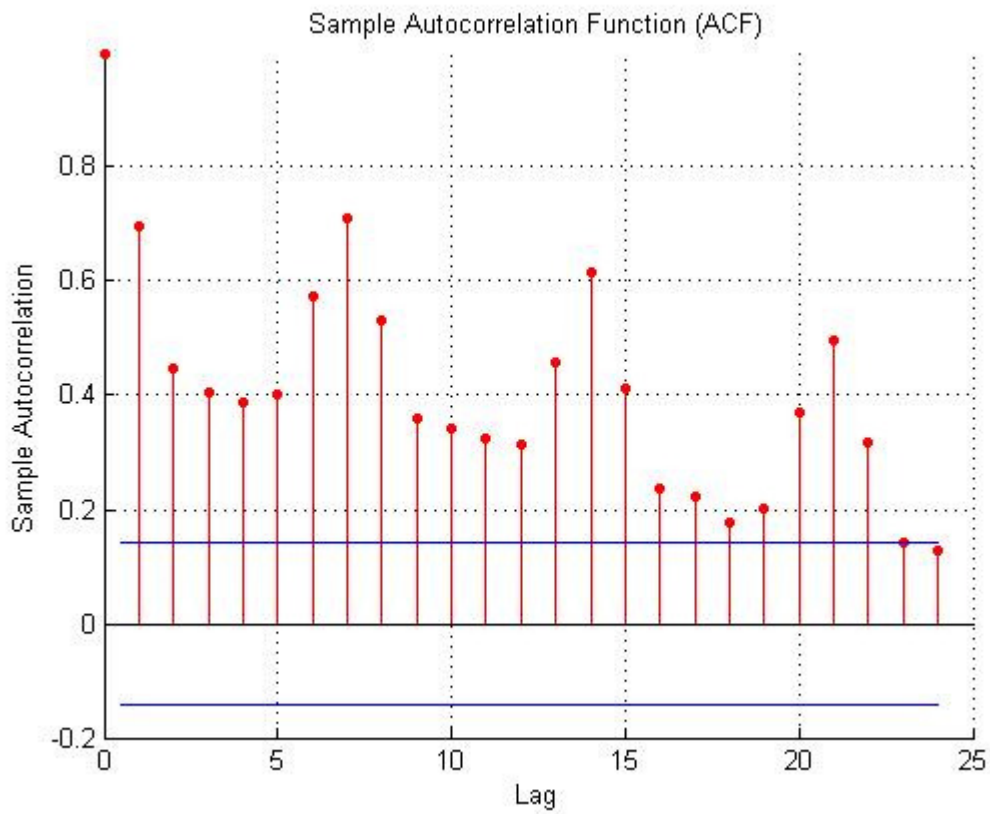


Figure IV.94. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 16 de la charge électrique algérienne

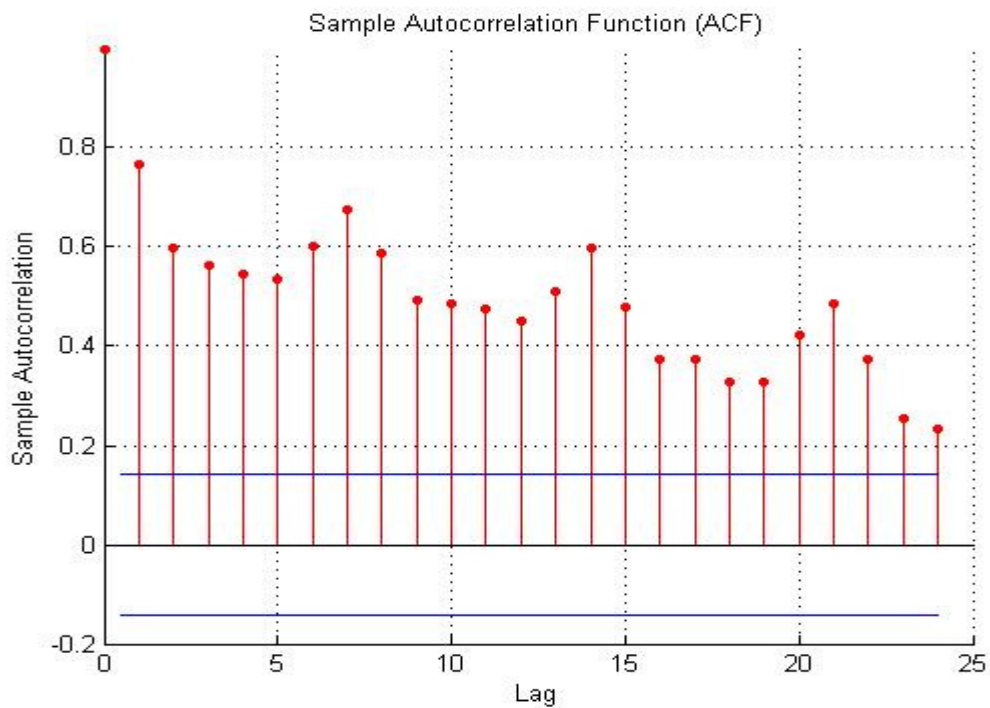


Figure IV.95. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 17 de la charge électrique algérienne



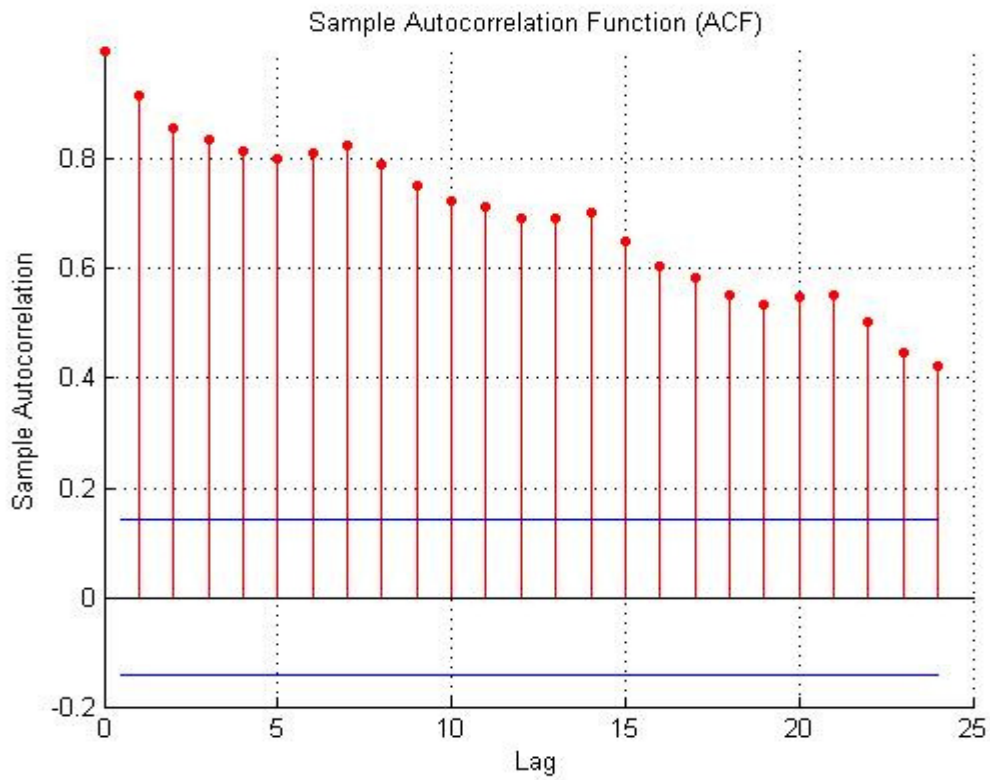


Figure IV.96. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 18 de la charge électrique algérienne

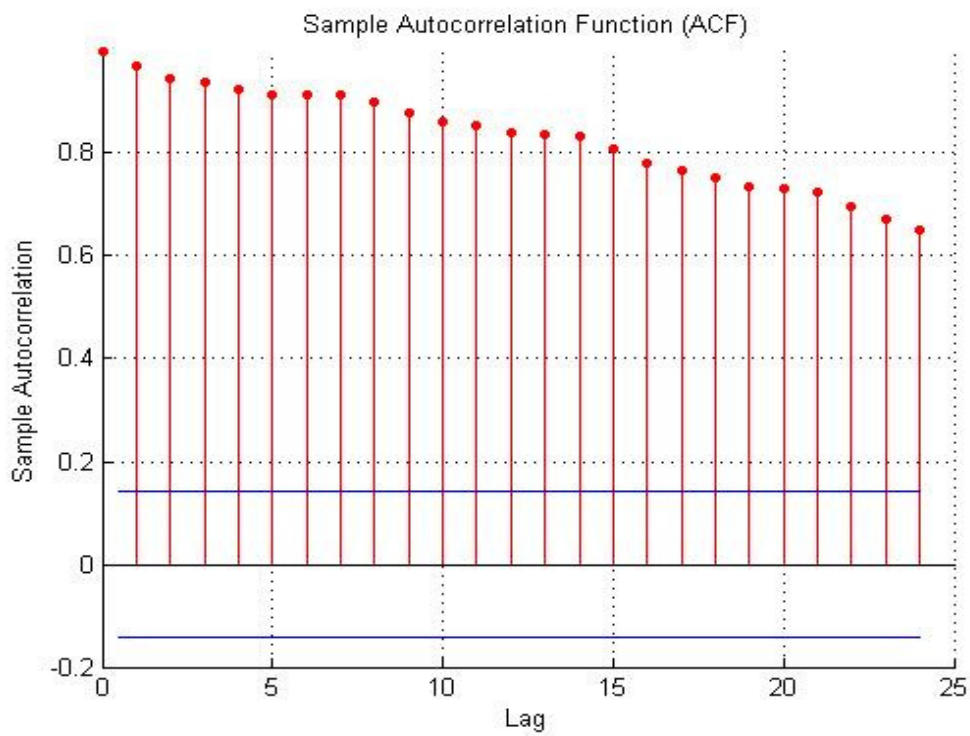


Figure IV.97. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 19 de la charge électrique algérienne

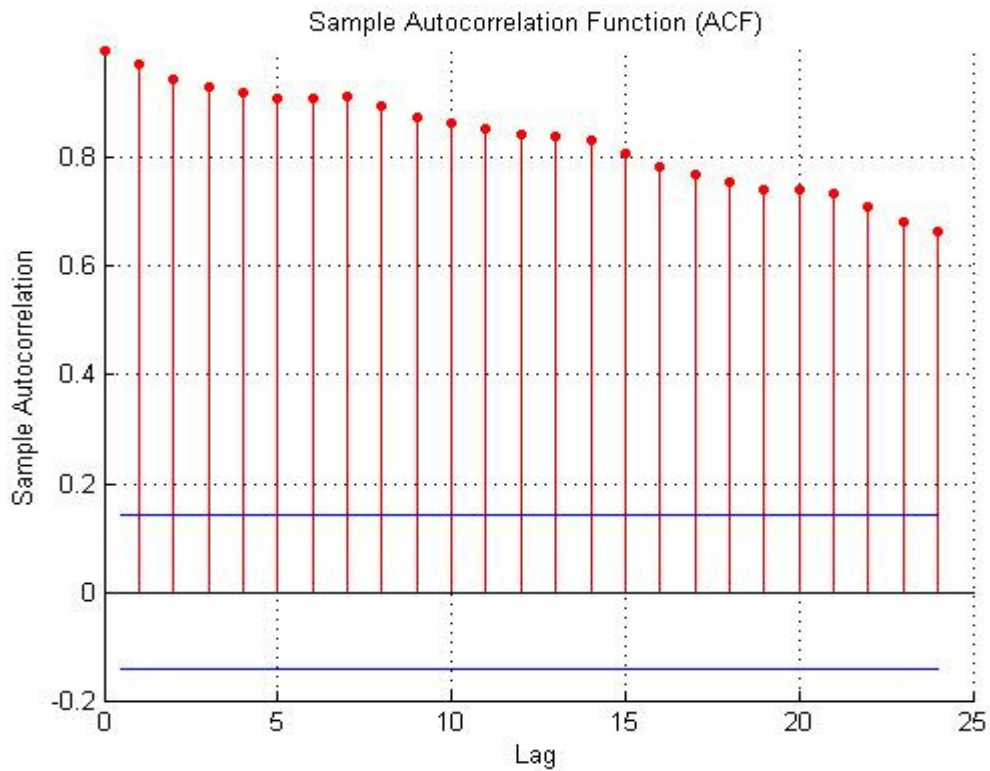


Figure IV.98. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 20 de la charge électrique algérienne

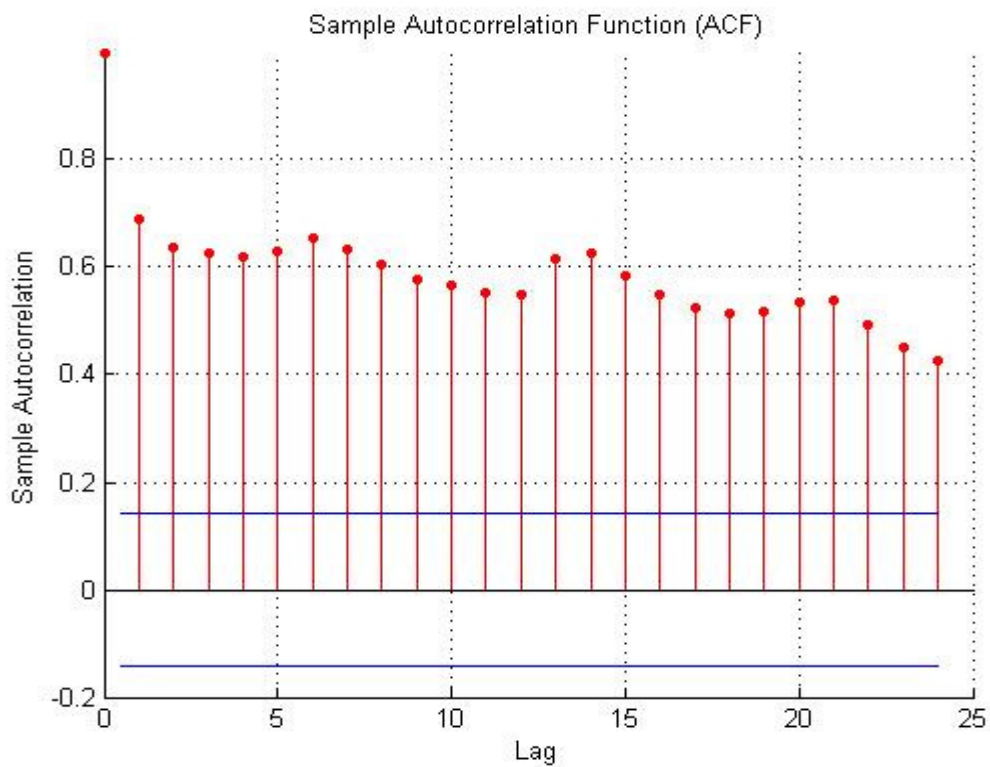


Figure IV.99. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 21 de la charge électrique algérienne

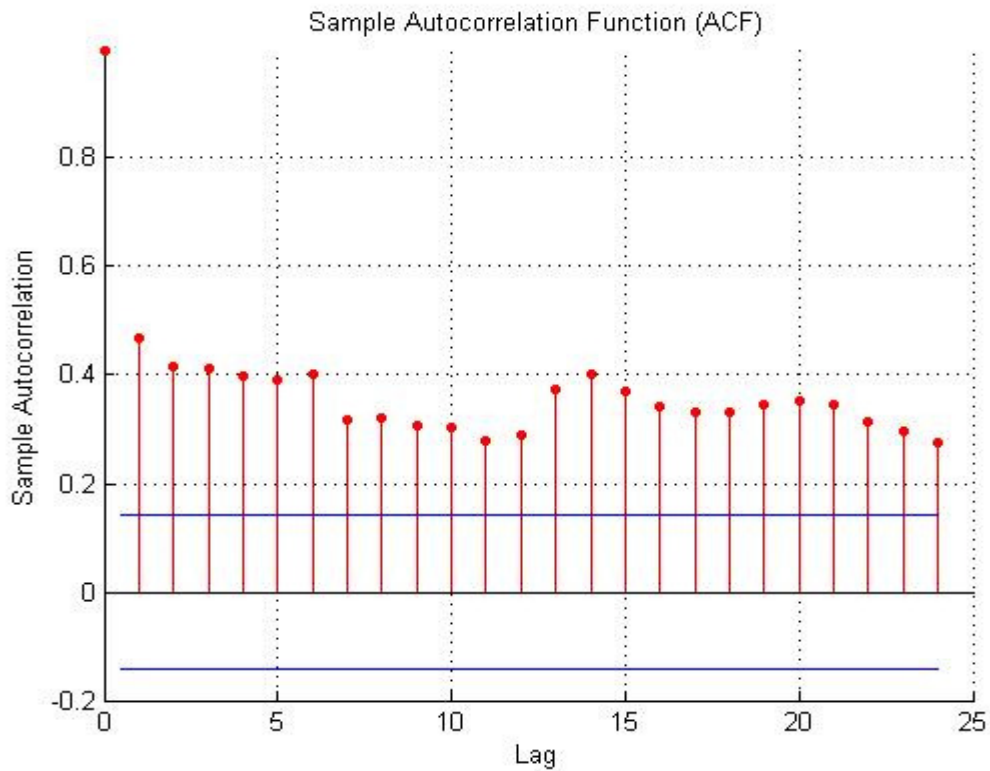


Figure IV.100. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 22 de la charge électrique algérienne

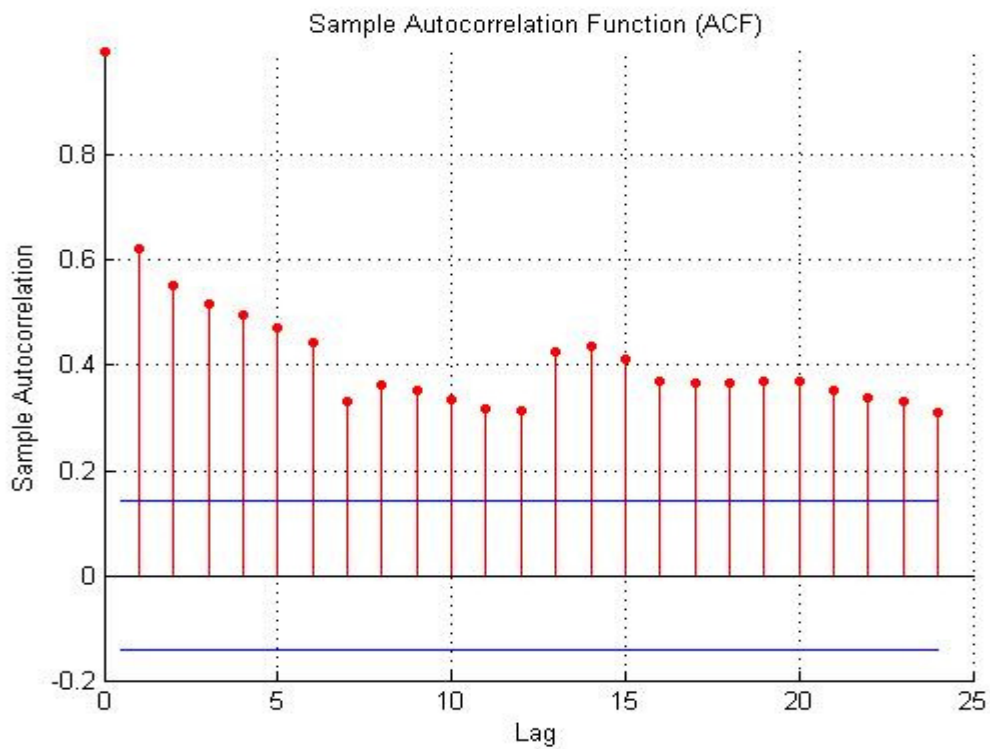


Figure IV.101. La fonction d'auto-corrélation simple de l'heure 23 de la charge électrique algérienne