

ORSAY  
n° d'ordre 2603

UNIVERSITE DE PARIS SUD  
CENTRE D'ORSAY

# THESE

présentée  
pour obtenir

LE TITRE DE DOCTEUR EN SCIENCES

par

Carlos E. Mejía

---

Sujet

## Architectures Neuronales pour l'Approximation des Fonctions de Transfert : application à la télédétection

Soutenue le 30 octobre 1992 devant la Commission d'examen composée de

M. Nicolas SPYRATOS, Président  
M. Vincent CASSÉ  
Mme. Marie COTTRELL, Rapporteur  
M. Michel CREPON  
Mme. Françoise FOGELMAN-SOULIÉ  
Mme. Sylvie THIRIA  
M. Michel WEINFELD, Rapporteur



# Remerciements

Je remercie vivement chaque membre du jury pour s'être intéressé à mon travail et avoir accepté de le juger :

Nicolas Spyratos, Professeur à l'université de Paris-Sud, qui m'a fait l'honneur de présider ce jury.

Françoise Fogelman-Soulié, Professeur à l'université de Paris-Sud, par son enthousiasme et sa rigueur scientifique, elle a su me donner le goût de la recherche.

Sylvie Thiria, Maître de Conférences au Conservatoire National des Arts et Métiers, pour la confiance qu'elle a su avoir en mes travaux et pour les conseils avisés qu'elle m'a prodigué tout au long de mes travaux. Je tiens tout particulièrement à la remercier ainsi que Mme. Fogelman, pour avoir dirigé mes travaux pendant la durée de cette thèse.

Michel Crépon, Directeur de Recherche C.N.R.S. auprès du Laboratoire d'Océanographie LODYC à Paris IV, pour m'avoir fait bénéficier de son expérience et ses connaissances dans le domaine de télédétection spatiale et pour avoir accepté d'être aussi examinateur de mon travail. Je le remercie aussi de l'accueil qu'il m'a offert pour la suite de mes recherches.

Vincent Cassé, Ingénieur à la Météorologie Nationale, pour les conseils scientifiques qu'il m'a prodigué, pour sa continuelle disponibilité et pour avoir accepté d'être membre de ce jury. Je le remercie tout particulièrement ainsi qu'à Catherine Gaffard, chercheur à la Météorologie Nationale, pour l'aide et l'assistance qu'ils m'ont donné lors de l'obtention des données et pour l'accueil sympathique qu'ils m'ont prodigué lors de mon séjour à Toulouse.

Marie Cottrell, Professeur à l'université de Paris I, qui a accepté d'être rapporteur de cette thèse, je la remercie pour sa lecture attentive et pour ses suggestions pertinentes tant sur le fond que sur la forme de mon mémoire de thèse.

Michel Weinfeld, Directeur de recherche C.N.R.S. auprès du Laboratoire d'Informatique de l'Ecole Polytechnique, pour sa lecture rigoureuse, ses nombreuses suggestions et pour avoir accepté d'être rapporteur de ce travail.

Je tiens à remercier tout particulièrement Patrick Gallinari, directeur de l'équipe Réseaux Connexionnistes au LRI, et Fouad Badran par leur support sans faille et leur intérêt qu'ils ont su porter à mes travaux. C'est aussi grâce à eux que j'ai pu mener à bien cette thèse.

Cette thèse je l'ai développée au sein du LRI. J'adresse mes remerciements à tous ses membres, et en particulier à l'équipe Systèmes, pour l'assistance que eux seuls savent donner.

Cette thèse doit aussi beaucoup à la chaleur qui règne au sein de l'équipe Réseaux Connexionnistes. Je témoigne toute ma sympathie aux membres de l'équipe, à ceux qui ont passé : Younès Bennani, Michel de Bollivier, Léon Bottou, Nicolas Puech et Jérôme Loncelle; à ceux qui restent : André Kouam, Xavier Driancourt, Thierry Artières, Sree Balakrisnan, Hafid Mellouk, Emmanuel Viennet, Tautvydas Cibas, Stephane Dumesnil, Abdelmoumene Toudeft, Alain Cortella, Charles Sorrow, Didier Ricois; et, avec mes encouragements, à ceux qui commencent : Isabelle Oliva, Adélaïde Stévenin, Fatiha Anouar et Cyril Goutte.

Merci aussi à Simone Larose et à tant d'autres que malheureusement j'oublie de mentionner ici. Qu'ils sachent me pardonner.

Gracias muy especialmente a todos los que me han acompañado durante esta etapa difícil, y que me han dado todo su apoyo. A Claudia, a mi hermano Jorge y a Liliana. Gracias.

# Sommaire

Sommaire.....	3
Liste des Tables.....	5
Liste des Figures.....	7
<b>INTRODUCTION .....</b>	<b>11</b>
1. Introduction .....	13
<b>I LES RÉSEAUX DE NEURONES .....</b>	<b>21</b>
2. Présentation des réseaux neuronaux.....	23
3. Apprentissage supervisé.....	53
4. Propriétés théoriques des MLP.....	79
5. Simulateurs de réseaux neuronaux.....	95
<b>II LE VENT : UN PROBLÈME RÉEL.....</b>	<b>103</b>
6. Présentation du problème.....	105
7. Approches du problème .....	115
8. Les données.....	121
9. Approche connexionniste.....	135
10. Enchaînement de la machine.....	169
11. Comparaison avec des méthodes classiques .....	185
12. Conclusion.....	185
Annexes .....	187
Références bibliographiques.....	199
Table de Matières .....	i



## Liste des Tables

<b>Table 4.1</b>	<i>Pondération de la métrique.....</i>	<b>93</b>
<b>Table 5.1</b>	<i>algorithmes connexionnistes dans GALATEA.....</i>	<b>100</b>
<b>Table 8.1</b>	<i>Angle d'incidence par trace du satellite.....</i>	<b>126</b>
<b>Table 9.1</b>	<i>Performances de la vitesse pour des données réduites par variable.....</i>	<b>139</b>
<b>Table 9.2</b>	<i>Performances de la vitesse pour des données brutes.....</i>	<b>140</b>
<b>Table 9.3</b>	<i>Performances de la vitesse pour des données brutes et architecture à 2 couches cachées.....</i>	<b>140</b>
<b>Table 9.4</b>	<i>Comparaisons des performances de la vitesse pour des données codées différemment.....</i>	<b>141</b>
<b>Table 9.5</b>	<i>Apport du contexte au calcul de la vitesse Résultats sur données brutes à une précision de la vitesse de <math>\pm 1</math> m/s.....</i>	<b>142</b>
<b>Table 9.6</b>	<i>Performances de la vitesse du vent, sortie réelle.....</i>	<b>149</b>
<b>Table 9.7</b>	<i>Performances de la vitesse du vent, sortie discrète.....</i>	<b>150</b>
<b>Table 9.8</b>	<i>Performances de la direction du vent, sortie réelle sans contexte et sans module du vent à l'entrée .....</i>	<b>152</b>
<b>Table 9.9</b>	<i>Performances de la direction du vent, sortie réelle avec contexte et sans module du vent à l'entrée.....</i>	<b>152</b>
<b>Table 9.10</b>	<i>Performances de la direction du vent, sortie réelle-Bande proche.....</i>	<b>154</b>
<b>Table 9.11</b>	<i>Performances de la direction du vent, sortie réelle-Bande du milieu.....</i>	<b>154</b>
<b>Table 9.12</b>	<i>Performances de la direction du vent, sortie réelle-Bande extrême.....</i>	<b>155</b>
<b>Table 9.13</b>	<i>Performances de la direction du vent, sortie discrète, réseau unique.....</i>	<b>157</b>
<b>Table 9.14</b>	<i>Performances de la direction du vent, sortie discrète, deux réseaux.....</i>	<b>158</b>
<b>Table 10.1</b>	<i>nombre de données par palier de vitesse.....</i>	<b>170</b>
<b>Table 10.2</b>	<i>performances du réseau aiguilleur.....</i>	<b>171</b>
<b>Table 10.3</b>	<i>performances du réseaux R2 et R3.....</i>	<b>171</b>

<b>Table 10.4</b>	<i>performances du réseau R4.....</i>	172
<b>Table 10.5</b>	<i>performances des réseaux R5 et R6.....</i>	173
<b>Table 10.6</b>	<i>taux de généralisation pour la levée des ambiguïtés à 180°.....</i>	179
<b>Table 10.7</b>	<i>taux de généralisation pour la levée des ambiguïtés à <math>\pm 90^\circ</math>.....</i>	179
<b>Table 11.1</b>	<i>erreur rms (en m/s) pour sept algorithmes d'estimation du vent et méthode neuronale.....</i>	182
<b>Table A1</b>	<i>Accuracy on protein secondary structure prediction.....</i>	191
<b>Table A2</b>	<i>data base with Brookhaven identifiers.....</i>	192
<b>Table A3</b>	<i>accuracy (in %) for the different solutions.....</i>	194
<b>Table A4</b>	<i>Effects of pruning.....</i>	197

# Liste des Figures

<b>Figure 2.1</b>	<i>représentation d'un neurone.....</i>	25
<b>Figure 6.1</b>	<i>Vue transversale du rayonnement émis par un scatteromètre.....</i>	106
<b>Figure 6.2</b>	<i>Mesures prises sur un même point avec trois antennes scatteromètres.....</i>	107
<b>Figure 6.3</b>	<i>Définition des différentes grandeurs géophysiques .....</i>	108
<b>Figure 6.4</b>	<i>Dépendance du signal rétro-diffusé par rapport à la vitesse du vent.....</i>	109
<b>Figure 6.5</b>	<i>Dépendance du signal rétro-diffusé par rapport à l'angle d'azimut.....</i>	110
<b>Figure 6.6</b>	<i>Représentation de la fonction à modéliser.....</i>	112
<b>Figure 8.1</b>	<i>Fauchée du satellite ERS-1.....</i>	122
<b>Figure 8.2</b>	<i>Statistiques sur la Base de Données.....</i>	124
<b>Figure 8.3</b>	<i>Distribution des données.....</i>	125
<b>Figure 8.4</b>	<i>Prise en compte du contexte.....</i>	128
<b>Figure 9.1</b>	<i>Performances de la vitesse du vent par intervalle de vitesse.....</i>	143
<b>Figure 9.2</b>	<i>architectures qui montrent la différence entre les réseaux réels et les réseaux classifieurs.....</i>	145
<b>Figure 9.3</b>	<i>Approximation par classification de la vitesse du vent.....</i>	147
<b>Figure 9.4</b>	<i>Approximation par classification de la direction du vent.....</i>	148
<b>Figure 9.5</b>	<i>Distribution des erreurs effectuées dans la détermination de la direction du vent.....</i>	159
<b>Figure 10.1</b>	<i>"machine neuronale" .....</i>	166
<b>Figure 10.2</b>	<i>système s1 de calcul de la vitesse du vent.....</i>	167
<b>Figure 10.3</b>	<i>système s1 + s2 de calcul du vecteur vent.....</i>	168
<b>Figure 10.4</b>	<i>histogramme de l'ensemble de test et résultats du réseau aiguilleur.....</i>	170
<b>Figure 10.5</b>	<i>types de voisinage utilisés pour le levé des ambiguïtés.....</i>	175

<b>Figure 10.6</b>	<i>architecture utilisée pour le levé des ambiguïtés.....</i>	<i>177</i>
<b>Figure A1</b>	<i>Multi-layer network for prediction of relative secondary structure of central residue.....</i>	<i>193</i>
<b>Figure A2</b>	<i>importance of neighbors.....</i>	<i>193</i>
<b>Figure A3</b>	<i>Evolution during learning of weights from one amino-acid.....</i>	<i>195</i>
<b>Figure A4</b>	<i>Triangular initialization of weights.....</i>	<i>196</i>
<b>Figure A5</b>	<i>Grouping of "similar" amino-acids.....</i>	<i>196</i>





# Introduction

## **1. Introduction**

- 1.1. Les modèles connexionnistes utilisés
- 1.2. Système développé
- 1.3. Guide de lecture



# 1. Introduction

---

Le travail que nous présentons dans cette thèse a débuté en 1988 alors que le domaine du connexionnisme était en plein renouveau. Après avoir connu une période d'expansion très importante pendant les années 60, les activités de recherche sur ce thème se sont ralenties et pendant une quinzaine d'années de 1970 à 1985, les développements réalisés ont été uniquement le fruit de quelques chercheurs ou équipes isolés. Le milieu des années 80 a vu la résurgence du connexionnisme grâce à l'apparition de nouveaux modèles, à l'existence de moyens de calculs performants et au besoin de nouvelles techniques de calcul et de modélisation. De 1985 à 1988, les travaux se sont principalement concentrés sur le développement de modèles fondamentaux et sur la mise en œuvre efficace des nouveaux algorithmes dont le fonctionnement était la plupart du temps illustré à partir d'exemples jouets. Ce n'est qu'à partir de 1987 que l'on commence à penser à appliquer ces techniques à des problèmes de taille importante. Les travaux de Rosenberg et Sejnowski (NETtalk, ou le réseau qui apprenait à prononcer en anglais dans [Sejnowski et Rosenberg 87]) sont le point de départ de ces recherches appliquées. Depuis, les réseaux de neurones ont été utilisés pour traiter des applications dans une grande diversité de domaines allant du traitement de l'image ou du signal au contrôle de processus et à l'optimisation. Il est clair que ce sont principalement les succès rencontrés dans certains de ces domaines d'application qui ont été à l'origine de la rapide popularité de l'approche connexionniste. Plus précisément, l'enthousiasme soulevé par les réseaux de neurones vers le milieu des années 80 repose sur l'espoir soulevé par quelques applications réussies et par le relatif échec en ce qui concerne les applications de toute une gamme de techniques issues de l'intelligence artificielle ou de l'informatique classique. Toutefois, une fois ce premier élan d'enthousiasme passé, dans chacun de ces domaines, il a fallu prouver la validité de l'approche neuronale, montrer ses apports par rapport aux techniques classiques, convaincre certaines fois des communautés réticentes à l'emploi de nouvelles approches. On peut dire qu'actuellement, les capacités des réseaux de neurones sont reconnues dans une gamme d'applications relativement cernée. La pratique de cet outil en ce qui concerne les

applications simples a dépassé le stade de la recherche et ils sont employés dans de nombreux services industriels, par des non spécialistes. Les applications traitées ont été au cours des années de plus en plus complexes ce qui a bien sûr soulevé des quantités de nouveaux problèmes à la fois pratiques et théoriques. La mise en oeuvre des modèles de réseaux de neurones pour la résolution de problèmes complexes de grande taille constitue toujours actuellement une voie de recherche importante et c'est seulement ces derniers temps que l'on a commencé à voir apparaître des méthodologies générales pour le développement des applications de ce type. Les travaux que nous présentons se situent dans cette veine. Le but principal que nous avons poursuivi pendant les trois années de cette thèse a été de montrer comment il était possible de résoudre les problèmes numériques complexes qui apparaissent dans les applications réelles à l'aide de systèmes construits à base de réseaux de neurones. Ces systèmes présentent des qualités telles que la modularité, le parallélisme et la simplicité de leurs composants, qui sont essentielles dans le développement de machines dédiées aux grandes applications. Il faut souligner que quand nous avons commencé ce travail, rien ne laissait présager de l'applicabilité de ces modèles à des problèmes de grande taille. Le travail que nous avons réalisé a été dans ce sens totalement exploratoire et nous avons dû avancer dans un territoire vierge.

Notre étude a été principalement expérimentale puisque notre objectif était d'étudier un problème précis afin d'analyser et de résoudre les difficultés de l'application des réseaux de neurones à des problèmes réels. Toutefois, elle a soulevé plusieurs problèmes théoriques généraux sur lesquels nous avons également travaillé. Le développement de nos solutions est le résultat de l'interaction entre les résultats théoriques que nous avons développés et leur mise en oeuvre pratique sur le problème étudié. Au delà des résultats obtenus sur l'application traitée, nous avons réalisé une avancée conceptuelle sur l'utilisation des réseaux pour la résolution de grands problèmes. La vision que nous avons actuellement du développement de ce type d'application est très différente et est beaucoup plus avancée que celle que nous possédions en 1988 date du début de notre travail. Ce résultat est le fruit d'une étroite collaboration et de nombreuses discussions au sein de l'équipe connexionniste du LRI où j'ai réalisé ce travail. Différentes études et approches à la fois pratiques et théoriques ont concouru à construire cette façon de procéder qui est actuellement utilisée par tous les membres de notre équipe et qui se répand également chez tous les utilisateurs de réseaux de neurones qui traitent des applications complexes.

Jusqu'à présent, la plupart des applications des réseaux de neurones ont consisté à utiliser un réseau d'un type donné qui est entraîné à résoudre le problème étudié. Les capacités d'approximation et la puissance d'un grand nombre de modèles neuronaux leur permettent en effet de fournir des bonnes performances sur une vaste gamme de problèmes. Cette approche a le mérite d'être simple puisqu'il suffit de fournir des données à un modèle doué de capacités d'apprentissage et de laisser tourner les machines le temps nécessaire à cet apprentissage. Toutefois elle est également extrêmement naïve et lorsque nous avons voulu traiter des applications de taille importante ou d'une grande complexité, elle s'est révélée totalement impossible à utiliser. Les systèmes monolithiques nécessaires à la résolution de ce type de problèmes deviennent rapidement trop lourds à gérer, les temps d'apprentissage deviennent prohibitifs et le nombre de paramètres nécessaires pour résoudre les applications envisagées rend les estimations obtenues non significatives. Les systèmes que nous proposons et qui ont été utilisés pour nos différentes applications procèdent d'une vision totalement différente de l'utilisation des réseaux de neurones. Ils privilégient d'une part l'**incorporation de connaissance** du domaine dans l'architecture du système et d'autre part la **coopération d'un ensemble modulaire de petits réseaux** de neurones pour la réalisation globale d'une tâche complexe. Ces modules sont regroupés en différents niveaux, chaque niveau étant spécialisé dans l'exécution d'une sous-tâche spécifique issue de la décomposition de la tâche globale à réaliser. La décomposition est faite **a priori** en fonction de la connaissance que l'on possède sur la tâche à réaliser. Le type de connaissance que nous utilisons pour créer nos architectures est toutefois extrêmement rudimentaire, très facile à exprimer et à mettre en oeuvre. Une grande partie de la tâche est donc laissée à l'algorithme d'apprentissage du réseau. Dans ce type d'architecture, les réseaux effectuent leur coopération en alternant les modes parallèle à l'intérieur d'un même niveau et séquentiel entre les niveaux successifs. Les réseaux appartenant à un même niveau sont indépendants entre eux, en revanche, les traitements réalisés par différents niveaux s'enchaînent et sont donc dépendants. L'ensemble constitue une architecture spécialisée massivement parallèle. Ce type d'architecture permet d'atteindre à faible coût et par l'emploi de composants simples des performances très élevées.

Notre travail nous a ainsi amené à définir une méthodologie qui permet de construire des systèmes de réseaux de neurones pour traiter des problèmes complexes liés aux applications réelles.

Le modèle développé illustre cette méthodologie générale. Nous l'avons appliqué, en particulier, à un domaine de pointe actuellement en expansion : la télédétection spatiale. Dans ce domaine, il existe des problèmes extrêmement difficiles à cause de la quantité de données manipulées et de la complexité des phénomènes modélisés, dont la solution nécessite le traitement en temps réel alors que les techniques utilisées actuellement demandent des ressources de calcul très importantes. Pour résoudre ces problèmes nous avons utilisé un système de réseaux de neurones dont les modules de base sont des Perceptrons Multicouches (MLP). Cette démarche nous a permis d'obtenir des performances supérieures à celles des techniques classiques dans le domaine tout en réduisant considérablement les exigences de ressources de calcul.

Nous présentons par la suite les motivations qui nous ont amené à appliquer des techniques connexionnistes dans le domaine de télédétection et nous détaillons l'application développée ainsi que les résultats obtenus. Nous finissons ce chapitre par un guide de lecture de ce mémoire.

## **1.1. Les modèles connexionnistes utilisés**

Bien qu'il existe actuellement un nombre considérable de modèles connexionnistes, peu d'entre eux sont à la fois d'une utilisation complètement générale et efficaces pour des applications en vraie grandeur. Pour les différentes applications que nous avons développées au cours de cette thèse, nous avons besoin de modèles permettant à la fois l'approximation avec une grande précision de fonctions continues complexes et la classification de données réelles. Les systèmes de réseaux de neurones que nous avons utilisé sont de la famille des Perceptrons multicouches. Ces réseaux possèdent les qualités requises, tant du point de vue théorique, nous verrons qu'ils permettent d'approximer la plupart des fonctions "raisonnables", qu'en pratique où ils se révèlent avoir d'excellentes performances en approximation et en classification. D'autres modèles possèdent le même potentiel théorique mais la maîtrise de leur mise en œuvre est nettement moins avancée à l'heure actuelle que celle des MLP. Nous avons mis en œuvre ces réseaux dans des architectures modulaires dont le principe de base est de remplacer un unique réseau complexe par un ensemble de petits modules connexionnistes qui coopèrent. Ceci a comme principale conséquence d'accroître considérablement la rapidité du système. L'évaluation des performances obtenues par la

réalisation d'une telle machine par rapport aux techniques actuelles nous permet d'avancer un gain variant entre 100 et 1000 pour le temps de calcul.

## 1.2. Système développé

La méthodologie que nous proposons a été mise en œuvre sur un domaine d'application réel : la télédétection spatiale.

Au delà de l'application traitée, les méthodes que nous avons développées ainsi que les résultats obtenus sont totalement utilisables sur d'autres applications présentant les mêmes nécessités de calcul, même si elles sont issues de domaines totalement différents. Le développement complet de cette application nous a ainsi permis de concevoir jusqu'au bout cette méthodologie. Nous l'avons par la suite utilisée sur d'autres applications que celle qui nous a servis à la mettre au point et avons obtenu extrêmement rapidement d'excellents résultats. Cela met en évidence l'importance de telles méthodes de développement pour les réseaux de neurones. Alliées aux qualités d'apprentissage de ces modèles elles permettent souvent de mettre en oeuvre de façon extrêmement rapide des solutions logicielles à des problèmes de grande taille sur lesquels on possède peu d'expertise .

Le système que nous avons développé fait naturellement intervenir un grand nombre de modules connexionnistes qui coopèrent à une même tâche globale. Ces différents modules permettent de tirer parti du parallélisme intrinsèque de la tâche en dupliquant des traitements identiques sur des données recueillies en des endroits différents. Ils travaillent alors de façon synchrone et indépendamment les uns des autres. Ils permettent également de faire des traitements successifs ou complémentaires pour la réalisation de la tâche globale de télédétection. Ils échangent alors les informations qui résultent de leurs calculs. Cette notion d'architecture modulaire qui apparait comme une voie tout à fait naturelle pour la constitution d'architectures complexes n'a pu être mise en oeuvre dans le cas des réseaux de neurones que très récemment et est encore peu répandue dans le monde connexionniste. Il faut souligner le fait que les travaux réalisés dans l'équipe sur des applications complexes dans différents domaines comme la parole, l'image ou le signal n'ont pu être menés à bien que grâce à la mise en oeuvre de ce type d'architecture qui apparait en définitive comme la seule possibilité pour l'utilisation des modèles connexionnistes dans des chaînes complètes de

traitement de l'information. Les travaux sur ce type de mise en oeuvre sont encore totalement du domaine de la recherche, la théorie de ces systèmes n'en est qu'à ses débuts.

Cette notion de modularité qui est au centre de nos systèmes généralise la notion de parallélisme intrinsèque des modèles de réseaux de neurones. On peut ainsi exploiter les capacités parallèles de ces systèmes aussi bien à un niveau macroscopique que microscopique. Ces différents types de parallélisme accroissent les performances et la rapidité des modèles neuronaux ainsi que leur robustesse face aux informations incomplètes ou bruitées et font d'eux des modèles d'une grande efficacité dans le traitement des informations dans les systèmes réels, loin des conditions idéales de laboratoire.

### 1.3. Guide de lecture

Le chapitre deux est consacré aux définitions de base des modèles de réseaux neuronaux. Nous donnons une description complète du modèle de neurone utilisé. Ensuite, nous définissons la notion d'architecture de réseau et donnons quelques exemples parmi les architectures les plus utilisées.

Dans le troisième chapitre nous présentons le problème de l'apprentissage supervisé dans les réseaux de neurones. Nous présentons deux algorithmes d'apprentissage que nous avons largement utilisés : d'abord un algorithme classique, *Adaline*, et ensuite l'algorithme de *rétro-propagation du gradient*. De nombreuses versions de cet algorithme ont été proposées en vue d'améliorer sa rapidité ou la nature des solutions obtenues. Nous présenterons des techniques utilisant les dérivées de second ordre, qui optimisent le pas de gradient et donc la convergence de l'algorithme.

L'utilisation des algorithmes neuronaux demandant une importante interactivité que ce soit pour la conception des modèles ou leur mise en oeuvre efficace, ils nécessitent un environnement de programmation efficace. Nous discuterons le rôle des simulateurs de réseaux neuronaux dans la recherche et nous décrirons la composition d'une bibliothèque d'algorithmes connexionnistes que nous avons élaborée dans le cadre de cette thèse. En conclusion de ce chapitre nous donnerons un exemple d'application du modèle multicouches pour le traitement d'un problème réel sur lequel nous avons

travaillé. Il s'agit d'une application dans le domaine de la biochimie : la prédiction de la structure secondaire des protéines globulaires.

Nous présentons dans le quatrième chapitre quelques propriétés théoriques des MLP qui seront utiles par la suite. On détaillera les propriétés qui caractérisent ces modèles lorsqu'ils sont utilisés dans le cadre de l'analyse numérique. Nous montrons en particulier comment les MLP fournissent un outil puissant pour l'approximation des fonctions continues. Finalement, nous proposons une amélioration de l'algorithme classique de rétro-propagation du gradient. Cette amélioration permet de construire une architecture robuste utilisable en analyse numérique pour l'analyse de fonctions réelles discrétisées en plusieurs intervalles ou classes, mais aussi dans de tâches plus générales de classification, quand le nombre de classes devient important.

Une application grandeur nature est présentée dans la deuxième partie de la thèse : une méthodologie permettant d'appliquer les réseaux de neurones au traitement de problèmes réels de très grande taille est proposée. L'application retenue appartient au domaine de la télédétection spatiale. Il s'agit du calcul des caractéristiques du vent sur l'océan en fonction des mesures prises par satellite. Nous montrons qu'il est possible de calculer à partir de mesures radar la vitesse et la direction du vent à la surface de l'océan avec une grande précision et une très grande vitesse de calcul.

Une présentation générale du problème géophysique et de ses difficultés est fournie dans le sixième chapitre. Dans le septième chapitre nous présentons les différentes approches qui ont été utilisées jusqu'à présent pour résoudre ce problème. Dans le huitième chapitre nous décrivons les différents sources de données utilisées pendant ce travail ainsi que les traitements effectués sur ces données. L'approche connexionniste est développée dans le neuvième chapitre où nous présentons les architectures de réseaux utilisés et les résultats que nous avons obtenus. Nous discutons dans le dixième chapitre la façon dont nous avons enchaînés les différents modules connexionnistes issus de la décomposition de la tâche globale à résoudre et nous présentons ainsi les performances de la machine complète. Finalement, dans le onzième chapitre, nous comparons nos résultats à ceux obtenus par de méthodes classiques employés.

