UNIVERSITE RENE DESCARTES
- PARIS V -
Centre Universitaire des Saints Pères
U.F.R. de Mathématiques et Informatique

THESE

présentée par

Alexandre Aussem

pour obtenir le titre de
Docteur de l'Université René Descartes - Paris V

Spécialité : **Informatique**

Théorie et Applications des Réseaux de Neurones Récurrents et Dynamiques à la Prédiction, à la Modélisation et au Contrôle Adaptatif des Processus Dynamiques

Soutenue le 15 Juin 1995 devant le jury composé de :

Président	Erol	Gelenbe
Rapporteurs	Fionn	Murtagh
	Monique	Becker
Examinateur	Bernadette	Dorizzi

à ma mère.

Remerciements

Je remercie chaleureusement Erol Gelenbe, Professeur à l'Université René Descartes pour m'avoir témoigné une confiance indéfectible au cours de ces trois années de thèse. Il m'a fait l'honneur de m'accueillir au sein de son équipe à l'UFR de mathématiques et Informatique et de me faire profiter des multiples facettes de ses compétences scientifiques.

Ma profonde gratitude et mes plus vifs remerciements sont adressés à Marc Sarazin, chercheur à l'Observatoire Européen Austral (ESO). Sa disponibilité, sa grande sagesse et ses qualités humaines ont été les meilleurs atouts pendant ces 17 mois passés à ses côtés.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Fionn Murtagh, Professeur à l'Université Louis Pasteur de Strasbourg, chercheur au Space Science Department de l'ESA, pour la considération qu'il m'a témoignée en acceptant de mener conjointement nos travaux de recherche et d'être rapporteur de cette thèse.

Ce travail n'aurait jamais été possible sans le soutien et les relations scientifiques de Monique Becker, Professeur à l'Institut National des Télécommunications (INT). Je lui exprime toute ma gratitude ainsi qu'à Bernadette Dorizzi, Professeur à l'INT, pour avoir spontanément accepté de ce joindre à mon jury de thèse.

Je tiens vivement à remercier Marguerite Sos pour son dévouement, sa sollicitude, et ses qualités de cœur. Marguerite a toujours su résoudre les problèmes administratifs auxquels se heurtait sans cesse le rêveur que je suis et que je resterai.

Merci également à Baxter Aitken et Samantha Milligan qui m'ont assisté dans la rédaction mes articles clés, ainsi qu'à Bruno Aidan pour sa relecture minutieuse de cet ouvrage.

Je voudrais enfin exprimer ma sincère sympathie à tous les membres de l'EHEI pour m'avoir prodigué tant de conseils fort utiles et toujours avec la même de gentillesse : Myriam Mokhtari, Volkan Atalay, Christine Hubert, Sophie Chabridon, Jose Aguilar, Ali Labed, Yu Zeng.

Et un clin d'œil à mes ami(e)s de toujours...

Table des matières

Table des figures

Liste des tableaux

Chapitre 1

INTRODUCTION

1.1 Le cadre de cette étude

Le micro-processeur Pentium mis en service en 1993 par Intel possède 3.1 millions de transistors et consomme une puissance de 16 watts [Intel 93]. En contraste, le cerveau humain possède de l'ordre de 10^{11} neurones et chaque neurone est relié à environ 10,000 voisins [Kandel 87]. Si on venait à égaler le transistor à la connexion synaptique, il faudrait de l'ordre de 3×10^{8} micro-processeurs pour atteindre la complexité structurelle du cerveau. La puissance de ce conglomérat de silicone dépasserait alors les 5 gigawatts!

Il faut se méfier dans une large mesure de ces perspectives trompeuses qui n'ont d'autre objet que de nourrir de faux espoirs. L'intelligence artificielle, qui n'a cesse d'avoir le vent en poupe depuis les années 40, a suscitée tellement d'espoirs déçus que l'humilité s'impose désormais. Lors même que nous pourrions ériger un cerveau de silicone, que ferions nous de celui-ci? Comment le programmer? Force est de reconnaître qu'il nous manque l'essentiel, la compréhension de cet organe fabuleux, qui au reste demeure un mystère insoluble.

Dès lors, que sont les réseaux de neurones artificiels et quels sont leurs liens avec leurs homologues biologiques? Sous l'angle de l'ingénierie, les réseaux de neurones sont composés d'entités élémentaires, les "neurones", reproduisant très approximativement les propriétés des neurones biologiques. Le neurone, nœud du réseau, est un automate qui reçoit de ses voisins des impulsions et se charge de les transmettre à nouveau après les avoir modifiées. L'interconnexion entre ces entités est réalisée par l'entremise de *synapses* modélisées par des paramètres scalaires ajustables appelés les *poids* synaptiques. Certains neurones sont voués à recevoir du monde extérieur certaines informations, d'autres fournissent une réponse par le biais de leur *activation*. Les poids sont les degrés de liberté du système qui déterminent d'une façon univoque la fonction d'entrée/sortie réalisée. Comme nous le verrons au Chapitre 2, le neurone artificiel est une bien pâle représentation des processus biologiques qui s'accomplissent dans notre cerveau. Il s'inspire des phénomènes observés expérimentalement mais n'est pas pour autant un modèle biologiquement plausible. Et peu importe! Agrégés en réseau, les capacités fonctionnelles de ce conglomérat dépendent bien moins des propriétés individuelles des neurones qu'on est amené à le croire intuitivement. C'est la non-linéarité des interactions qui prime.

L'activité des réseaux de neurones prend la forme d'une multitude d'interactions distribuées entre les neurones opérant en parallèle. La configuration topologique, l'ajustement des poids, et la représentation fonctionnelle des neurones artificiels sont autant de nuances qui les distinguent. Le dénominateur commun à ces modèles est le principe sous-jacent par lequel les degrés de liberté sont ajustés au fil des interactions entre le système et le monde extérieur. Baptisé audacieusement *apprentissage* dans les années 1950, le terme a depuis reçu la sanction de l'usage. Plus prosaïquement, l'apprentissage désigne le procédé par lequel l'ajustement *itératifs* des poids synaptiques est réalisé. A défaut d'être *programmée*, la fonction non-linéaire générique qu'incarne le réseau connexioniste est *entraînée* à adapter ses variables propres au vu des erreurs commises. On parlera d'un apprentissage *surpervisé* puisque les sorties désirées sont connues et utilisées dans l'adaptation des poids.

Cette décennie a connue une extraordinaire résurgence des réseaux de neurones sur la scène de l'intelligence artificielle, rendue possible par les efforts conjugués des sciences cognitives et des sciences de l'ingénieur. Des concepts novateurs ont inspiré une kyrielle d'applications dont la portée s'étend de la classification de caractères manuscrits au contrôle de robot en passant par la prédiction financière. L'essor du connexionisme a aussi entraîné dans son sillage une myriade de produits commerciaux couronnés de succès parmi lesquels les ordinateurs à crayon optique, l'analyse de séquence génétique, la détection de fraude dans les transactions bancaires, la gestion des portefeuilles d'options sans oublier les systèmes de contrôle des processus complexes [Bylinskym 93, Hammerstrom 93, Schwartz 92].

La majeure partie des progrès réalisés peut être attribuée au développement d'une procédure dédiée à l'apprentissage supervisé des réseaux multi-couches non-bouclés, appelée algorithme de *rétro-propagation* du gradient d'erreur. Découvert dans les années 70, cet algorithme élégant est sorti de l'obscurité au milieu des années 80 pour s'établir comme le pendant des réseaux de neurones. La rétro-propagation a cristallisé les énergies autour d'une voie nouvelle et les avancées fructueuses accomplies depuis ont semble-t-il, sinon sonné le glas, du moins mis un bémol à l'approche symbolique, privilégiant la logique de manipulation de symboles. De part sa simplicité d'usage, l'outil connexioniste auto-adaptatif désormais banalisé a servi de pâture aux chercheurs de tous horizons scientifiques comme en attestent les nombreuses applications de reconnaissance et de classification en sciences humaines. Mais une fois encore, l'appétit boulimique pour des modèles encore plus puissants a eu raison de ses faiblesses. Car la fonction d'entrée/sortie statique que ce réseau implémente ne permet pas de lever les nouveaux défis posés par les problèmes de traitement de séquences temporelles complexes.

Les différentes extensions apportées aux réseaux multi-couches statiques visent à remédier à l'absence de mémoire interne dont souffrent cruellement ces réseaux dans le domaine du traitement des séquences temporelles. Une démarche prometteuse consiste à introduire des retards dans les interactions entre les neurones formels sans nuire à la simplicité de la rétro-propagation. Cette thèse s'inscrit dans cette perspective; à défaut de bouleverser l'inspiration biologique du neurone formel, nous portons un regard nouveau sur le rôle des synapses. Cette étude est consacrée en majeure partie à une nouvelle classe de réseaux de neurones complètement récurrents appelés "Dynamical Recurrent Neural Networks" (DRNN). Ces réseaux récurrents sont obtenus en modélisant les opérateurs synaptiques par des filtres auto-régressifs, encore appelés filtres à réponse impulsionnelle finie (FIR) selon la terminologie empruntée au traitement du signal. L'introduction d'un retard paramétrable dans la transmission des signaux synaptiques confère au réseau une mémoire interne. En vertu de cette complète récurrence *temporelle* et *spatiale*, le modèle est régi par un système d'équations aux différences dont les variables internes sont les activations des neurones. Le réseau fournit en sortie une réponse contextuelle qui tient compte non seulement de la valeur courante présentée à son entrée, mais aussi de la suite des vecteurs d'état antérieurs du réseau. Aussi, le DRNN est capable d'émuler le comportement de systèmes dynamiques sans recourir à l'artifice de la *fenêtre temporelle*, c.a.d. une séquence limitée de valeurs retardées. La fenêtre temporelle est habituellement présentée en entrée des réseaux statiques pour pallier leur absence de mémoire.

Il est simple de concevoir de modèles sans cesse plus complexes. Il est en revanche beaucoup plus ardu d'employer cette complexité d'une manière judicieuse. A la lumière des concepts mathématiques développés par Werbos en 1974 [Werbos 74] qui sous-tendent le calcul du gradient dans les systèmes dynamiques, le Chapitre 3 aborde le développement complet et rigoureux d'une procédure d'apprentissage *ad hoc* qui tient compte de la dépendance temporelle entre les neurones. A la croisée de la rétro-propagation dans le temps (BPTT) et de la rétro-propagation récurrente (RPR), cet algorithme dénommé Temporal Recurrent Back-Propagation (TRBP) jouit des atouts de l'un et de l'autre sans souffrir de leurs inconvénients respectifs. Sa complexité temporelle particulièrement attrayante sied à un apprentissage rapide et efficace. Le principe essentiel sur lequel repose TRBP est relatif à l'évolution singulière du gradient rétro-propagé dans le temps à travers un réseau de neurones dit *adjoint*. Ce réseau adjoint se substitue au réseau de neurones initial dans la phase d'adaptation et fournit, après relaxation, un vecteur d'état qui permet l'ajustement adéquat de la matrice de poids synaptiques. La propagation dans le temps doit théoriquement être répétée *ad infinitum* pour ne pas altérer la valeur du gradient exact. Or, nous démontrons que la norme du gradient décroît *exponentiellement* en fonction du nombre de passes à travers l'adjoint, et des conditions nécessaires sont établies pour assurer la stabilité de l'adaptation des poids. Ce résultat est la pierre angulaire de TRBP puisqu'il permet de stopper la procédure itérative de façon optimale sans subir les effets néfastes de la troncature du gradient. Ainsi, la difficulté du "credit assignment problem" est levée et le nombre d'opérations requises est minimisé.

Malgré ces perspectives séduisantes, la décroissance exponentielle du gradient d'erreur corrobore des études récentes démontrant l'incapacité des algorithmes d'apprentissage fondés sur la descente du gradient à capturer les contingences temporelles présentes dans la séquence d'entrée et qui s'étendent sur de longs intervalles de temps.

Les domaines du traitement non-linéaire du signal, la prédiction, la modélisation des systèmes dynamiques, et le contrôle adaptatif sont naturellement les domaines de prédilection du DRNN. En vue de légitimer l'usage d'un réseau de neurones dynamique, nous concentrons dans un premier temps nos efforts sur la **prédiction** de séries temporelles. Ce domaine singulier du traitement du signal fascine par le mystère qui l'entoure : le désir d'anticiper l'avenir a depuis la nuit des temps attisé chez l'homme une curiosité avide. Voici en outre un exemple d'application pour lequel l'avantage des techniques non-linéaires sur les méthodes linéaires est patent. C'est d'autant plus vrai pour les processus *chaotiques* dont nous cherchons à reconstruire l'attracteur grâce à un sous-ensemble de variables d'état. Au-delà des résultats souvent encourageants auxquels nous parvenons, l'accent est mis sur les capacités théoriques de l'architecture et sur le développement de l'algorithme d'apprentissage. Nous ne manquons pas, au demeurant, de souligner les faiblesses de la descente du gradient que révèle l'analyse théorique que nous avons menée. Soulignons enfin que les qualités prédictives du modèle augurent des avancées concrètes dans les autres domaines de la reconnaissance et de la reproduction de séquences dont la prédiction n'est qu'une facette.

Afin d'apporter un éclairage nouveau et original sur les possibilités des réseaux récurrents, nous porterons ensuite notre attention sur un sujet connexe à la prédiction : le **contrôle adaptatif**. Nous quittons cette fois les généralités pour nous attacher au problème très spécifique du contrôle d'admission dans un réseau ATM. Ce problème suscite un engouement à la mesure de l'enjeu qu'il représente pour le monde des télécommunications. Aux antipodes de la prédiction pure qui n'exige aucune connaissance *a priori* du système sous-jacent, le contrôle d'admission requiert toute l'information disponible. Aussi, chaque file d'attente du système est modélisée par trois neurones artificiels de façon à appréhender au mieux les risques de congestion. L'examen des propriétés des files d'attente à l'équilibre stationnaire nous amène à sortir du cadre défini par McCulloch et Pitts pour nous tourner vers un modèle neuronal aux caractéristiques originales : le *neurone aléatoire* introduit par Gelenbe en 1989. Le réseau neuronal aléatoire récurrent sera doté d'une mémoire interne à court terme en vue de capturer les corrélations que présentent les mesures statistiques successives de l'état des files d'attentes.

1.2 Les contributions de l'auteur

Les contributions majeures de l'auteur aux domaine des réseaux de neurones incluent :

- La formulation d'une architecture complètement bouclée dans laquelle les synapses sont modélisées par des filtres linéaires auto-régressifs (ou filtres à réponse impulsionnelle finie). Le choix de filtres auto-régressifs est motivé par des considérations biologiques; le processus de propagation du signal dans l'axone et la modulation synaptique sont représentés plus étroitement.

- Une analyse des capacités théoriques du DRNN à la lumière des limitations conceptuelles des réseaux non-bouclés à délai ou non. Une discussion centrée sur la prédiction est menée afin d'établir clairement les spécificités des réseaux dynamiques dans le cadre des techniques prédictives linéaires et non-linéaires traditionnelles.

- Le développement exhaustif de l'algorithme d'apprentissage du DRNN opérant selon la descente du gradient. La procédure, baptisée rétro-propagation temporelle récurrente (TRBP), nécessite la propagation du gradient d'erreur dans le sens inverse du temps à travers un réseau à propagation d'erreur : l'*adjoint*. Le **résultat clé** de cette thèse se formule de la façon suivante : le gradient d'erreur rétro-propagé dans l'adjoint converge *exponentiellement* vers zéro lorsque le DRNN est *stable*. Dans le cas contraire, le gradient diverge et le réseau est *instable*. Les limitations théoriques de la descente du gradient découlent de ce résultat.

- L'illustration du potentiel du DRNN munis de l'algorithme TRBP dans le cadre de la prédiction des séquences non-linéaires. Une vaste panoplie de séries temporelles est traitée parmi lesquelles les processus chaotiques simulés par ordinateur, la fameuse suite des *sunspots* sur laquelle se sont penchés d'innombrable statisticiens, et enfin une gamme d'observations astro-climatiques influençant la qualité d'observation des télescopes européens. Les performances sont comparées rigoureusement à d'autres méthodes plus classiques. La relation entre la prédiction et la modélisation est aussi explorée.

- La modélisation globale d'un réseau ATM muni de commutateurs dont les files d'attente sont positionnées en entrée et en sortie. La gestion efficace des ressources du réseau ATM exige de prédire l'impact d'un nouveau trafic sporadique, défini sommairement par un couple de paramètres statistiques, sur la charge des files d'attentes. La modélisation des files par trois neurones aléatoires est motivé par l'examen des résultats issus de la théorie des files d'attente. Le RNA est doté d'une mémoire à court terme pour capturer la corrélation des paramètres statistiques. Un algorithme spécifique est développé à cette fin. Le contrôle d'admission et le routage des appels réalisés avec succès au cours d'une simulation valident cette approche neuronale.

1.3 Les grandes lignes

Cette ètude se divise en 7 chapitres.

Le Chapitre 2 introduit en préambule les prérequis nécessaires à la compréhension du neurone formel à la lumière des processus biologiques connus. Une synthèse des principaux modèles "phares" ainsi que leur procédure d'apprentissage respective est présentée. L'accent est mis sur les transitions intermédiaires qu'il a fallu accomplir avant d'envisager une totale récurrence *spatiale* et *temporelle*. Nous avons choisi d'opérer une dichotomie suivant le caractère statique/temporel et non-bouclés/récurrents du réseau. En vertu de cette disctinction, les réseaux statiques non-bouclés sont présentés en premier lieu au § 2.4 comme le point de départ de cette analyse, suivi des réseaux temporels non-bouclés et récurrents au § 2.5. Ensuite sont présentés les réseaux statiques bouclés au § 2.6, et enfin, les réseaux temporels récurrents au § 2.7. Rompant avec l'approche de McCulloch et Pitts, le Réseau Neuronal Aléatoire (RNA), décrit au § 2.8, tient une place à part en privilégiant une fonction de transfert rationnelle.

Le Chapitre 3 est le cœur de cette thèse. Le réseau dynamique et récurrent est présenté en détail et l'algorithme de rétro-propagation temporelle récurrente est développé au § 3.5.1. L'étude du comportement asymptotique du gradient propagé dans le temps met en évidence les limitations théoriques de la descente du gradient dans le cadre du traitement des séquences temporelles.

L'objet du Chapitre 4 est multiple; nous cherchons d'une part à vérifier expérimentalement les résultats auxquels nous sommes parvenus au Chapitre 3. Ensuite, nous plongeons le DRNN dans le grand bain de la prédiction des séries temporelles. Une expérimentation complète est d'abord menée avec une suite d'observations notoire, les *sunspots*, pour établir de manière indiscutable les avantages prédictifs du DRNN sur les réseaux multi-couches. Alors que la prédiction s'intéresse à l'estimation à court terme, la modélisation s'occupe de reproduire les propriétés inhérentes au système qui a généré la suite. C'est la raison pour laquelle une variété de processus chaotiques déterministes est simulée par ordinateur. Le DRNN se montre en mesure de reproduire la trajectoire des attracteurs chaotiques sans avoir connaissance du vecteur d'état.

Nous quittons l'univers de la simulation au Chapitre 5 pour nous consacrer à l'anticipation des variables météorologiques et astronomiques, primordiale à la gestion du temps d'observation des futurs télescopes européens. Outre l'environnent des télescopes, cette étude s'attache à prédire la dégradation du front d'onde, mieux connue sous le terme anglais *seeing*, au cours de sa traversée dans l'atmosphère turbulente.

Enfin, le Chapitre 6 aborde le problème autrement plus complexe du contrôle adaptatif. La modélisation d'un réseau ATM acheminant des trafics à flots sporadiques est réalisée avec plusieurs RNA distribués. Le contrôle d'admission et le routage sont effectués de façon à maintenir la charge du réseau à une valeur maximale tout en assurant la qualité de service requise par les utilisateurs.

Une conclusion globale sur la pertinence de la récurrence au sein des modèles connexionistes est tirée au Chapitre 7. Les acquis de cette dissertation ainsi que les problèmes qui demeurent en suspens sont discutés; à la suite de quoi sont posés les premiers jalons facilitant la conduite de recherches futures.