

N° attribué par la bibliothèque

--	--	--	--	--	--	--	--	--	--

THÈSE

pour obtenir le grade de

DOCTEUR D'UNIVERSITÉ

Discipline : INFORMATIQUE

présentée et soutenue publiquement

par

Tayeb NEDJARI

le 17/09/98

Titre :

**Réseaux de Neurones Artificiels et
Connaissances Symboliques : Insertion,
Raffinement et Extraction**

Thèse dirigée par : Daniel KAYSER
& suivie par : Younès BENNANI

JURY

M. Fouad BADRAN
M. Younès BENNANI
M. Dusan CAKMAKOV
M. Thierry DENOEU
M. Daniel KAYSER
M. Gérard PLATEAU, Président

A la mémoire

des regrettés

Ahmed SAOUDI

et

Abdellah SELLAM

Remerciements

Cette thèse a été réalisée au sein du Laboratoire d'Informatique de Paris Nord (LIPN), dans l'équipe Algorithmique et Combinatoire.

Tout d'abord, je remercie Monsieur Younès BENNANI, maître de conférence à l'université Paris 13, qui m'a permis de découvrir les réseaux connexionnistes et qui a encadré mes travaux de recherche. Sa compétence, ses conseils, ses remarques constructives et ses critiques m'ont été d'une aide précieuse.

Je tiens à remercier Monsieur Daniel KAYSER, Professeur à l'université Paris 13, d'avoir accepté de diriger mes recherches. Il m'a fait profiter de sa grande expérience en lisant ce document. Ses conseils avisés ont notamment permis d'améliorer de nombreux points de ce rapport.

Je tiens aussi à remercier Monsieur Dusan CAKMAKOV, Professeur à l'université de Skopje (République de Macédoine), de l'enthousiasme avec lequel il a accepté de rapporter mon travail.

Je remercie Monsieur Fouad BADRAN, maître de conférence au Cnam, pour avoir accepté d'être rapporteur de ma thèse. Sa lecture méticuleuse m'a permis d'améliorer la présentation de ce travail.

Je voudrais également remercier Monsieur Thierry DENOEU, enseignant-chercheur à l'université de Compiègne, d'avoir accepté de rapporter ma thèse. Ses remarques pertinentes m'ont permis de corriger plusieurs points de ce manuscrit. Qu'il trouve ici l'expression de mon profond respect.

Je tiens à remercier Monsieur Gérard PLATEAU, Professeur à l'université Paris 13, d'avoir accepté si gentiment de participer au jury de ma soutenance.

Je voudrais remercier mes collègues du LIPN qui par leur aide et amitié ont

contribué à l'aboutissement de cette thèse (*Si on peut parler d'aboutissement quand on fait de la recherche !*). Tout particulièrement, je tiens à remercier Houcine SENOUSI pour l'aide qu'il m'a apportée dans la rédaction de ce document, je lui exprime ici toute mon amitié et ma reconnaissance. Une mention particulière à nos trois secrétaires : Brigitte, Jacqueline et Maryse pour leur gentillesse et leur dévouement.

Je remercie tout particulièrement Ahmed, Brigitte, Claudine, Djamel, Sohbi, Evelyne et leur famille. Grâce à leur hospitalité, j'ai pu supporter l'absence de ma famille et de tous ces êtres chers que j'ai laissé dans mon pays.

Je remercie mes anciens collègues de SECOIA avec qui j'ai passé deux années durant lesquelles j'ai pu apprécier leur amabilité et leur grandeur d'esprit. Je remercie aussi les collègues avec lesquels j'ai enseigné à l'université de Paris-Val de Marne et aux IUT de Marne la Vallée, Saint-Denis et Bobigny pour l'ambiance amicale et pour le travail d'équipe. Une pensée à mes élèves des deux associations MathHelp et Bondy-Nord pour leur estime et leur grand respect.

Enfin et c'est par là que j'aurais dû commencer, je ne saurais comment remercier mes parents (*si loin !*) dont le dévouement n'a d'égal que leur affection, mes soeurs pour les encouragements qu'elles m'ont prodigués, ma femme pour sa confiance et sa patience, et mes ami(e)s pour leur sympathie, aide et conseils.

Résumé

La prolifération et le grand succès des applications incorporant des Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) dans plusieurs domaines montrent l'utilité du paradigme RNA. Néanmoins, ce paradigme a une limite : son incapacité inhérente à fournir une explication des résultats obtenus. C'est essentiellement pour vaincre cette limite que plusieurs chercheurs se sont intéressés à combiner les RNA et les systèmes symboliques de manière à profiter de leurs avantages et éviter leurs faiblesses. Dans cette thèse, nous décrivons notre contribution à ce domaine de recherche. Nos travaux s'articulent autour de trois axes : l'extraction de règles à partir d'un RNA, l'insertion de connaissances dans un RNA, et l'utilisation d'un RNA pour raffiner une base de règles existante.

Dans le premier axe : après une étude critique des principales techniques développées, nous avons proposé deux techniques d'extraction de règles. La première, *MITER*, associe à chaque neurone un calibre de poids. Ce dernier est traduit sous forme d'une règle symbolique de la forme *M-parmi-N*. La seconde, *EMIRE*, extrait des règles à partir d'un RNA sans tenir compte de sa structure interne et en utilisant uniquement ses entrées pertinentes. Dans le deuxième axe : après une présentation des principales techniques existantes, nous avons proposé deux techniques d'insertion de règles symboliques dans un RNA. La première, *RuleNeur*, associe à chaque règle écrite sous une forme normale disjonctive un neurone. La seconde, *OpNeur*, associe à chaque opérateur logique (ET ou OU) un neurone. Dans le troisième axe, après une présentation des différents systèmes hybrides, nous avons proposé le système *RANNI* qui combine les deux axes précédents en utilisant un module probabiliste pour leur mise-à-jour.

Mots-clés : réseaux de neurones artificiels, systèmes symboliques, information mutuelle, extraction de règles, insertion des connaissances dans un réseau de neurones, raffinement de règles, systèmes hybrides.

Abstract

It is becoming increasingly apparent that without some form of explanation capability, the full potential of trained Artificial Neural Networks (ANN) may not be realized. It is particularly for this reason that hybrid connectionist-symbolic systems are developed to combine ANN with symbolic systems in order to take an advantage of their strength and avoid their weakness. In this thesis, we deal with three topics: extraction of rules from trained ANN, insertion of knowledge into ANN and the use of ANN to refine existing rules base.

In the first topic: after a survey and critiques of the principal existing techniques, we present two methods for rules extraction. The first, *MITER*, associates to each neuron a *template weight* which is interpreted in *M-of-N* symbolic rule. The second, *EMIRE*, extracts rules from ANN independently of its internal structure and using only relevant network inputs. The relevance of an input is evaluated by the use of mutual information.

In the second topic: after a survey on the principal existing techniques, we present two methods to insert symbolic rules in ANN. The first, *RuleNeur*, associates to each rule with normal disjunctive format a neuron. The second, *OpNeur*, associates to logical operator (AND or OR) a neuron.

In the last topic: after a survey on the principal existing hybrid systems, we propose the system *RANNI* that combines the two precedent topics and uses a probabilistic module to update them.

keywords : artificial neural networks, symbolic systems, mutual information, rule extraction from neural networks, knowledge insertion into neural networks, rule refinement using neural networks, hybrid systems.

Table des matières

Introduction	2
1 Interaction connexionniste-symbolique: généralités	13
1.1 Introduction	14
1.2 Systèmes symboliques	15
1.2.1 Généralités	15
1.2.2 Avantages	16
1.2.3 Faiblesses	17
1.3 Réseaux connexionnistes	18
1.3.1 Généralités	18
1.3.2 Structure du réseau	20
1.3.3 Apprentissage connexionniste	21
1.3.4 Différents modèles	25
1.3.5 Utilisation	30
1.3.6 Avantages	33
1.3.7 Faiblesses	34
1.4 Approche connexionniste-symbolique	35
1.4.1 Généralités	35
1.4.2 Complémentarité symbolique-connexionniste	36
1.4.3 Utilisation du système connexionniste-symbolique	37
1.4.4 Différents types de connaissance	38
1.4.5 Choix d'un RNA dans un système numérique-symbolique	40
1.5 Conclusion	41

2	Étude des techniques d'extraction de règles à partir d'un RNA	43
2.1	Introduction	44
2.2	Différents types d'apprentissage pour l'extraction de règles . . .	46
2.2.1	Apprentissage par contraintes	46
2.2.2	Apprentissage libre	46
2.3	Pourquoi extraire des règles à partir d'un RNA?	47
2.3.1	Aptitude à expliquer	47
2.3.2	Extension des RNA à d'autres domaines	50
2.3.3	Étude des données et induction des théories scientifiques	50
2.3.4	Acquisition des connaissances pour des systèmes d'IA . .	50
2.3.5	Optimisation de l'architecture du réseau	51
2.3.6	Amélioration de la généralisation dans un RNA	51
2.4	Extraction de règles et raffinement	52
2.5	Critères de classification des algorithmes d'extraction et de raf- finement	53
2.6	Algorithmes d'extraction de règles	56
2.6.1	Approche décompositionnelle	56
2.6.2	Approche pédagogique	62
2.6.3	Approche éclectique	67
2.7	Extraction de règles floues	68
2.8	Critique de la méthode " <i>SubSet</i> "	70
2.8.1	Présentation	70
2.8.2	Amélioration	72
2.9	Nouvelle version de la méthode " <i>M-of-N</i> "	73
2.9.1	Présentation	74
2.9.2	Adaptation	75
2.9.3	Algorithme	78
2.10	Extraction de règles floues : nouvelle direction	79
2.10.1	Principe	80
2.10.2	Algorithme	80
2.11	Conclusion	81

3	Extraction de règles symboliques à partir d'un RNA	83
3.1	Introduction	84
3.2	Généralités	86
3.2.1	Notions élémentaires	86
3.2.2	Définition de l'entropie	87
3.2.3	Information mutuelle	89
3.2.4	Liens entre information mutuelle moyenne et entropies	90
3.3	Pourquoi utiliser l'information mutuelle?	91
3.4	<i>MITER</i> : méthode décompositionnelle	92
3.4.1	Sélection de connexions par information mutuelle	93
3.4.2	Extraction d'une règle à partir d'un calibre de poids	96
3.4.3	Algorithme	103
3.4.4	Expérimentations	103
3.5	<i>EMIRE</i> : méthode pédagogique	117
3.5.1	Algorithme	117
3.5.2	Expérimentations	119
3.6	Conclusion	121
4	Insertion de règles symboliques dans un RNA	123
4.1	Introduction	124
4.2	Pourquoi initialiser un RNA à partir d'une base de règles?	125
4.3	Techniques d'initialisation d'un RNA	127
4.4	Différents types d'information symbolique	128
4.5	<i>OpNeur</i> : insertion d'un opérateur logique dans un neurone	130
4.5.1	Première initialisation: cas simple	131
4.5.2	Deuxième initialisation: cas complexe	132
4.5.3	Expérimentations	133
4.6	<i>RuleNeur</i> : insertion d'une règle dans un neurone	134
4.6.1	Principe	135
4.6.2	Démarche	136
4.6.3	Expérimentations	142
4.7	Conclusion	143

5	Système hybride connexionniste-symbolique	145
5.1	Introduction	146
5.2	Différents systèmes hybrides	147
5.3	<i>RANNI</i> : système hybride	149
5.3.1	Représentation de connaissances initiales	151
5.3.2	Construction de l'architecture connexionniste	156
5.3.3	Extraction de règles à partir d'un RNA	156
5.4	Coopération symbolique-connexionniste	157
5.4.1	Apprentissage parallèle connexionniste-symbolique	157
5.4.2	Optimisation d'une base de règles à l'aide d'un RNA	160
5.4.3	Réduction de la topologie d'un RNA à l'aide d'une base de règles	161
5.5	Conclusion	163
	Conclusion et perspectives	165
	Bibliographie	171