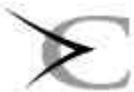


2002s-44

Régularisation du prix des options : Stacking

Olivier Bardou, Yoshua Bengio

Série Scientifique
Scientific Series



CIRANO
Centre interuniversitaire de recherche
en analyse des organisations

Montréal
Mai 2002

CIRANO

Le CIRANO est un organisme sans but lucratif constitué en vertu de la Loi des compagnies du Québec. Le financement de son infrastructure et de ses activités de recherche provient des cotisations de ses organisations-membres, d'une subvention d'infrastructure du ministère de la Recherche, de la Science et de la Technologie, de même que des subventions et mandats obtenus par ses équipes de recherche.

CIRANO is a private non-profit organization incorporated under the Québec Companies Act. Its infrastructure and research activities are funded through fees paid by member organizations, an infrastructure grant from the Ministère de la Recherche, de la Science et de la Technologie, and grants and research mandates obtained by its research teams.

Les organisations-partenaires / The Partner Organizations

- École des Hautes Études Commerciales
- École Polytechnique de Montréal
- Université Concordia
- Université de Montréal
- Université du Québec à Montréal
- Université Laval
- Université McGill
- Ministère des Finances du Québec
- MRST
- Alcan inc.
- AXA Canada
- Banque du Canada
- Banque Laurentienne du Canada
- Banque Nationale du Canada
- Banque Royale du Canada
- Bell Canada
- Bombardier
- Bourse de Montréal
- Développement des ressources humaines Canada (DRHC)
- Fédération des caisses Desjardins du Québec
- Hydro-Québec
- Industrie Canada
- Pratt & Whitney Canada Inc.
- Raymond Chabot Grant Thornton
- Ville de Montréal

© 2002 Olivier Bardou et Yoshua Bengio. Tous droits réservés. All rights reserved. Reproduction partielle permise avec citation du document source, incluant la notice ©.

Short sections may be quoted without explicit permission, if full credit, including © notice, is given to the source.

Les cahiers de la série scientifique (CS) visent à rendre accessibles des résultats de recherche effectuée au CIRANO afin de susciter échanges et commentaires. Ces cahiers sont écrits dans le style des publications scientifiques. Les idées et les opinions émises sont sous l'unique responsabilité des auteurs et ne représentent pas nécessairement les positions du CIRANO ou de ses partenaires.

This paper presents research carried out at CIRANO and aims at encouraging discussion and comment. The observations and viewpoints expressed are the sole responsibility of the authors. They do not necessarily represent positions of CIRANO or its partners.

Régularisation du prix des options : Stacking

Olivier Bardou^{} et Yoshua Bengio[†]*

Résumé / Abstract

La modélisation non-paramétrique du prix des options et autres produits dérivés a connu un intérêt croissant au cours des dernières années. Ce rapport se situe dans la perspective de prédire le prix de l'option au marché à partir des mêmes informations utilisées dans la formule de Black-Scholes. Il se situe dans la continuation de travaux récents sur la modélisation de ces prix par des réseaux de neurones avec une structure inspirée des connaissances économiques sur la valorisation d'options. La contribution de la recherche présentée ici est l'utilisation avec succès de l'algorithme de Stacking pour améliorer la généralisation de ces modèles. Cet algorithme combine deux niveaux d'entraînement des modèles, le deuxième cherchant à combler les déficits hors-échantillon du premier. Les résultats obtenus sont très intéressants et portent sur des options d'achat du S&P 500 entre 1987 et 1993.

The non-parametric modelization of the stock options and other derivatives generated an increased interest over the past years. The goal of this paper is to predict the market price of an option from the same information as needed by the Black-Scholes formula. This is a continuation of more recent papers based on the modelization of these prices by the use of neural networks with a structure inspired by our economic knowledge of option pricing. Our contribution, with this paper, is the successful use of the stacking algorithm to improve the generalization of these models. This algorithm combines two training levels for the models, the second being used to improve the out-of-sample deficits of the first one. The obtained results are very interesting, and span the call options of the S&P 500 between 1987 and 1993.

Mots-clés : Stacking, modélisation non-paramétrique, Black-Scholes, prix d'options

Keywords: *Stacking, non-parametric modelization, Black-Scholes, option prices*

^{*} Département d'informatique et recherche opérationnelle, Université de Montréal, Montréal, Québec, Canada, H3C 3J7

[†] CIRANO et Département d'informatique et recherche opérationnelle, Université de Montréal, Montréal, Québec, Canada, H3C 3J7. Tel: +1 (514) 343-6804, email: bengioy@iro.umontreal.ca

1 Introduction

Dans deux récents articles, René Garcia et Ramazan Gençay (GARCIA et RAMAZAN 1998) d'une part, Hutchinson, Lo et Poggio (HUTCHINSON, LO et POGGIO 1994) d'autre part, ont mis en évidence l'intérêt que pouvaient présenter les algorithmes d'apprentissage dans le cadre de la prédiction du prix d'actifs financiers et en particulier pour la valorisation d'options.

Le principal avantage de ces méthodes réside dans le fait qu'elles ne nécessitent pas d'hypothèses fortes sur l'évolution du prix de ces produits. Dans ce document, nous étudierons l'utilisation de l'algorithme du *stacking* pour améliorer les performances des procédures déjà étudiées.

Après un énoncé des principales hypothèses sur lesquelles a reposé notre travail, nous présenterons les différents modèles étudiés dans le cadre de ces expériences (incluant quelques rappels concernant les algorithmes d'apprentissage). Les résultats obtenus au cours de différentes simulations seront ensuite résumés. Une discussion portant sur leur validité et leur intérêt terminera cette partie du rapport.

2 Hypothèses préliminaires

Le but des différents algorithmes étudiés dans ce rapport est l'estimation de l'espérance du prix du marché pour une option - en l'occurrence des options d'achat dans ce rapport - à partir de données de marché. Dans notre cas, ces données concernent l'indice quotidien du S&P 500.

Si le choix des sorties désirées s'impose de lui-même (le prix de l'option observé à la fermeture), celui des entrées du modèle est beaucoup plus délicat. Notre propos n'étant pas de sélectionner les variables, nous suivrons ici une démarche conservatrice en utilisant les mêmes entrées que Garcia et Gençay, à savoir la durée de maturité de l'option et le ratio entre le prix d'exercice et le prix du sous-jacent ($\frac{\text{strike}}{\text{spot}}$).

Toute l'étude de ce rapport repose en fait sur la comparaison entre les performances d'un algorithme d'apprentissage 'isolé' et les performances d'un algorithme du même type corrigé par une méthode de *stacking*. L'hypothèse optimiste voudrait que les résultats obtenus par *stacking* soient meilleurs.

Pour effectuer une comparaison exploitable, les deux algorithmes seront entraînés séparément sur les mêmes ensembles de données, suivant une procédure décrite par la suite.

Un autre problème délicat est posé par l'analyse statistique des résultats.

Dans le cas de données indépendantes et identiquement distribuées, il est possible de construire des tests d'hypothèses robustes. L'un de ces tests sera utilisé ici à titre indicateur. Nous garderons toutefois à l'esprit que les conditions requises pour l'application de cette procédure ne sont vraisemblablement pas remplies dans notre cas, à cause de possibles dépendances temporelles entre les erreurs (dépendances qu'ils serait par ailleurs possible d'étudier).

3 La démarche adoptée

L'ensemble des données sur lesquelles va s'opérer l'apprentissage est constitué par les relevés S&P 500 quotidiens du prix d'option d'achat de type européenne sur la période s'étalant d'avril 87 à octobre 97. Ce marché particulièrement liquide est assez proche du modèle de Black-Scholes.

Cet ensemble va être partitionné en dix sous-ensembles représentant chacun une année de données. Ceci permettra de lancer dix fois chacune des méthodes d'apprentissage et d'obtenir un panel de résultats.

Ces données se présentent sous la forme d'une matrice dont chaque colonne fournit les informations suivantes :

- année (1987 à 1997),
- mois (1 à 12),
- jour (1 à 31),
- $\frac{\text{strike}}{\text{sous-jacent aujourd'hui}}$,
- maturité en années (calculée avec des années de 261 jours environ),
- variance mobile du prix du S&P500 sur 5 jours,
- variance mobile du prix du S&P500 sur 22 jours,
- variance mobile du prix du S&P500 sur 66 jours,
- variance mobile du prix du S&P500 sur 250 jours,
- variance mobile du prix du S&P500 sur 1250 jours,
- $\frac{\text{prix de l'option}}{\text{sous-jacent aujourd'hui}}$,
- actualisation* $\max(0, \frac{\text{sous-jacent à maturité} - \text{strike}}{\text{sous-jacent aujourd'hui}})$.

L'actualisation est un ratio pour convertir tous les montants en dollars constants, en utilisant un taux d'intérêt à court terme pour ce calcul. Suivant en cela les modèles utilisés dans les deux articles précédemment cités, les seules données retenues comme entrées des procédures seront " $\frac{\text{strike}}{\text{sous-jacent aujourd'hui}}$ " et "maturité". La sortie des procédures est évidemment la prédiction qui nous intéresse, soit : " $\frac{\text{prix de l'option}}{\text{sous-jacent aujourd'hui}}$ ". Dans une première approche, les informations relatives à la volatilité ne seront donc pas considérées.

4 Les modèles étudiés

4.1 Les modèles “simples”

Dans cette phase, le choix s’est porté en premier lieu sur un algorithme utilisé à la fois par Garcia et Gençay, et par Hutchinson, Lo et Poggio. Il s’agit d’un perceptron multicouche de la forme suivante :

$$f\left(\frac{K}{S_t}, \tau; \beta, \gamma\right) = \beta_0 + \sum_{j=0}^{N_h} \beta_j \tanh(\gamma_{j0} + \gamma_{j1} \frac{K}{S_t} + \gamma_{j2} \tau)$$

où S_t représente la valeur du sous-jacent, K , celle du strike et τ , la maturité.

Un deuxième modèle simple a été considéré. Il s’agit également d’un réseau de neurones, mais la sigmoïde utilisée ici n’est plus la tangente hyperbolique mais la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite :

$$f\left(\frac{K}{S_t}, \tau; \beta, \gamma\right) = \beta_0 + \sum_{j=0}^{N_h} \beta_j N\left(\gamma_{j0} + \gamma_{j1} \frac{K}{S_t} + \gamma_{j2} \tau\right)$$

où

$$N(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

L’idée ici était de se rapprocher d’une fonction rappelant celle utilisée dans le modèle de Black & Scholes. Malheureusement, les essais sur ce modèle n’ont pu être poussés aussi loin par manque de temps. Il semble toutefois que les résultats soient similaires à ceux obtenus avec le perceptron précédemment décrit. Cette dernière constatation n’a d’ailleurs pas grand chose d’étonnant, la seule différence entre ces deux modèles provenant du choix de la sigmoïde, choix qui n’a, en théorie, qu’une influence limitée.

4.2 L’algorithme de stacking

Le principe du stacking a été introduit par David H. Wolpert (WOLPERT 1992) (voir aussi Sridhar, Bartlett et Seagrave (SRIDHAR, BARTLETT et SEAGRAVE 1999)). Ce principe repose sur “l’empilement” de plusieurs algorithmes d’apprentissage. Les algorithmes du ‘niveau 0’ effectuent des prédictions sur les données. Les algorithmes des niveaux supérieurs ont ensuite pour tâche de corriger les prédictions des niveaux précédents.

Dans le cadre de cette étude, l’algorithme de stacking va prendre une forme très simple. Le premier niveau sera constitué de l’un des algorithmes décrits précédemment et le second niveau, d’un perceptron multicouche de la forme :

$$z\left(\frac{K}{S_t}, \tau, f\left(\frac{K}{S_t}, \tau\right); \beta, \gamma\right) = \beta_0 + \sum_{j=0}^{N_h} \beta_j \tanh(\gamma_{j0} + \gamma_{j1} f\left(\frac{K}{S_t}, \tau\right) + \gamma_{j2} \frac{K}{S_t} + \gamma_{j3} \tau).$$

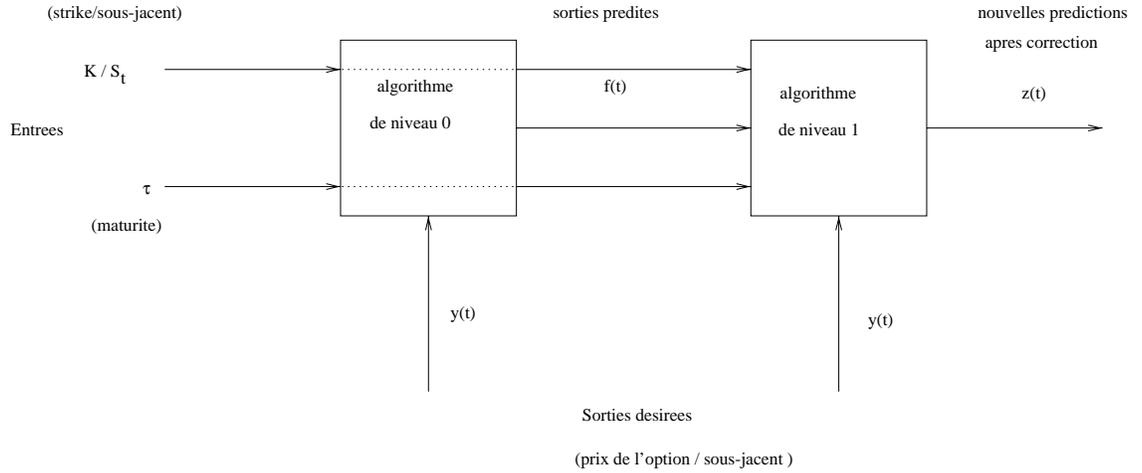


FIG. 1: Architecture de l'algorithme de stacking.

Ce nouvel algorithme ne considère donc pas uniquement les prévisions du 'niveau 0', mais aussi les entrées de ce même niveau, la maturité τ et la valeur du $\frac{\text{strike}}{\text{spot}} : \frac{K}{S_t}$.

Soit $y(t)$, la sortie associée au $t^{\text{ième}}$ exemple et, pour simplifier la notation, $f(t)$ et $z(t)$, les prédictions de nos réseaux pour ce même exemple.

L'architecture finalement obtenue est résumée par la figure 1.

5 Entraînement des réseaux

Le critère de coût retenu ici est l'erreur quadratique :

$$\|f - t\|^2 = \sum_t (f(t) - y(t))^2.$$

Tous les réseaux seront entraînés par descente de gradient stochastique³. Le pas du gradient utilisé est ici de la forme $\frac{1}{1+\ln(t+1)}$. Ce pas a ici été préféré à $\frac{1}{1+t}$ pour la raison suivante : étant donné le grand nombre d'exemples, ce dernier pas devenait rapidement beaucoup trop petit et ne permettait plus une amélioration significative de la valeur des paramètres.

Il semble que le pas retenu permette encore une descente significative du gradient, même lorsque la valeur de t devient très grande.

6 Méthodologie suivie

Une fois l'implémentation des ces algorithmes effectuée, le premier travail a consisté en la détermination de la capacité optimale (i.e. du nombre d'unités cachées) de chacun d'eux, et ce, sur une partie de l'ensemble d'apprentissage dans un premier temps non-utilisé pour l'apprentissage, et cela sur chacun des dix ensembles de données disponibles.

La fonction de coût considérée ici est l'erreur de généralisation quadratique moyenne. Son estimation s'effectue par une méthode "train and test". Le principe est le suivant : considérant que chacun des dix ensembles de données représente une année, les algorithmes de 'niveau 0' seront entraînés sur les cinq premiers mois et leur erreur en généralisation sera estimée sur le reste de l'année. Le réseau de 'niveau 1', quant à lui, utilisera les cinq mois suivants pour son entraînement. Son erreur d'apprentissage sera évaluée sur les deux derniers mois de l'année, mois qui n'auront servi pour aucun apprentissage.

L'ensemble de la procédure est répétée huit fois sur chacun des dix ensembles. Ceci permet, pour chaque année, de déterminer une erreur moyenne et son écart-type ; ces données étant par la suite nécessaires pour la construction d'un test d'hypothèses.

Notre réseau "témoin" - le perceptron par rapport auquel se fera la comparaison des performances - sera pour sa part entraîné sur les dix premiers mois de chaque année et sa performance en généralisation sera estimée sur les deux derniers mois. Les ensembles d'entraînement et de test ont donc une taille similaire à celle des ensembles utilisés dans le cas de l'algorithme de stacking.

7 Les résultats obtenus

7.1 Construction d'un test d'hypothèses

Les différentes expérimentations vont nous permettre de disposer d'estimateurs de la moyenne et de l'écart-type de l'erreur de généralisation. Soient $\hat{\mu}_s$ et $\hat{\sigma}_s$, les estimateurs de la moyenne et de l'écart-type, respectivement, de l'erreur pour l'algorithme de stacking ; et soient $\hat{\mu}_t$ et $\hat{\sigma}_t$, les estimateurs pour l'erreur obtenue par le réseau témoin. Enfin, soit l , le nombre de données sur lesquelles est évaluée notre erreur.

La construction du test repose sur le fait que la quantité

$$Z = \sqrt{l} \frac{\hat{\mu}_t - \hat{\mu}_s}{\sqrt{\hat{\sigma}_t^2 + \hat{\sigma}_s^2}}$$

converge asymptotiquement vers une loi normale centrée réduite dans le cas de données indépendantes et identiquement distribuées.

Ainsi, il est possible de tester l'hypothèse nulle H_0 : " $\mu_s > \mu_t$ " contre H_1 : " $\mu_s \leq \mu_t$ ". H_0 sera rejetée si la valeur de notre statistique est "trop grande". Quantitativement, **on rejettera H_0 au seuil 0.1% si $Z > 3.090$** . Les valeurs numériques utilisées proviennent de (ALALOUF, LABELLE et MÉNARD 1990).

8 Les résultats

La présente section résume les résultats obtenus à la suite de l'expérimentation décrite précédemment. Pour chaque année, un tableau récapitule les informations suivantes :

- Taille de l'ensemble de données,
- Partition de cet ensemble,
- Capacité optimale de chacun des réseaux,
- Erreur de généralisation quadratique moyenne,
- Écart-type de cette erreur pour chacun des réseaux,
- Valeur de la statistique de test, telle que décrite précédemment.

1987 (6148)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-2561	2561-5122	1-5122
ensemble de test	2562-6148	5122-6148	5123-6148
nombre d'unités cachées	9	7	9
erreur moyenne	2.47e-4	1.09e-4	3.33e-4
variance	2.89e-10	2.87e-11	1.09e-8
valeur de la statistique			168.01

1988 (6555)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-2731	2732-5462	1-5462
ensemble de test	2732-6555	5463-6555	5463-6555
nombre d'unités cachées	5	10	5
erreur moyenne	3.93e-4	6.76e-5	1.45e-4
variance	8.05e-12	1.37e-11	6.29e-10
valeur de la statistique			247.19

1989 (6092)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-2538	2539-5076	1-5076
ensemble de test	2539-6092	5077-6092	5076-6092
nombre d'unités cachées	8	7	8
erreur moyenne	3.74e-4	6.46e-5	1.96e-4
variance	7.43e-9	3.07e-10	4.04e-10
valeur de la statistique			384.63

1990 (7846)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-3269	3270-6538	1-6538
ensemble de test	3270-7846	6539-7846	6539-7846
nombre d'unités cachées	5	7	5
erreur moyenne	4.34e-4	1.01e-4	2.95e-4
variance	2.65e-8	3.78e-10	2.66e-10
valeur de la statistique			677.14

1991 (8464)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-3526	3527-7052	1-7052
ensemble de test	3527-8464	7053-8464	7053-8465
nombre d'unités cachées	8	7	8
erreur moyenne	2.79e-4	5.64e-5	1.15e-4
variance	4.19e-11	7.00e-11	7.93e-11
valeur de la statistique			441.22

1992 (8144)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-3393	3394-6788	1-6788
ensemble de test	3394-8144	6789-8144	6789-8144
nombre d'unités cachées	10	6	10
erreur moyenne	1.82e-4	5.26e-5	7.7e-5
variance	1.42e-11	3.59e-11	1.53e-10
valeur de la statistique			160.21

1993 (8217)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-3423	3424-6848	1-6848
ensemble de test	3424-8217	6849-8217	6848-8217
nombre d'unités cachées	2	8	2
erreur moyenne	8.7e-5	2.61e-5	6.29e-5
variance	2.62e-41	2.54e-12	7.20e-10
valeur de la statistique			124.10

1994 (8813)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-3672	3673-7346	1-7346
ensemble de test	3672-8813	7346-8813	7347-8813
nombre d'unités cachées	2	3	2
erreur moyenne	1.30e-4	5.95e-5	1.48e-4
variance	1.07e-13	7.37e-11	1.05e-9
valeur de la statistique			247.84

1995 (11405)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-4752	4753-9506	1-9506
ensemble de test	4753-11405	9506-11405	9507-11405
nombre d'unités cachées	9	10	9
erreur moyenne	1.37e-4	5.03e-5	1.53e-4
variance	5.26e-10	5.97e-12	5.85e-11
valeur de la statistique			1365.96

1996 (13068)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-5445	5446-10890	1-10890
ensemble de test	5445-13068	10891-13068	10891-13068
nombre d'unités cachées	6	8	6
erreur moyenne	1.32e-4	9.10e-5	1.88e-4
variance	5.56e-11	6.44e-10	4.70e-9
valeur de la statistique			151.69

1997 (10998)	niveau 0	niveau 1	témoin
ensemble d'apprentissage	1-4582	4583-9164	1-9164
ensemble de test	4583-10998	9165-10998	9165-10998
nombre d'unités cachées	9	7	9
erreur moyenne	1.94e-4	1.06e-4	2.13e-4
variance	1.95e-9	1.29e-10	1.24e-9
valeur de la statistique			303.28

9 Interprétation des résultats et discussions

À la vue de ces résultats, plusieurs conclusions s'imposent :

- Tout d'abord, on peut constater, même sans avoir recours à un test statistique, que l'algorithme de stacking améliore l'erreur de généralisation. Son ordre de grandeur chute en effet bien souvent de 10^{-4} dans le cas d'un perceptron simple à 10^{-5} dans le cas du stacking.
- S'il fallait d'autres arguments pour se convaincre de cette amélioration, notre test statistique impose de rejeter l'hypothèse nulle $H_0 : \mu_s > \mu_t''$ au seuil 0.1% dans tous les cas.
- Toutefois, ce test n'est pleinement valable que dans le cas de données indépendantes et identiquement distribuées. Ce prérequis n'est certainement pas vérifié dans notre cas. De ce fait, les conclusions apportées par notre test doivent être prises avec précautions.
- De plus, Garcia et Gençay obtiennent précisément une erreur de l'ordre de 10^{-5} avec un perceptron multicouche similaire, et sur le même ensemble de données. Par conséquent, il est possible que l'entraînement du réseau témoin ne soit pas optimal. La procédure d' "early-stopping", si elle permet d'avoir une plus grande facilité à trouver l'erreur minimale, ne permet toutefois pas d'éviter un minimum local "profond".
- La remarque précédente en appelle une autre. Une interprétation alternative voudrait que le minimum trouvé soit bien un minimum global mais que la procédure d'entraînement ne permette pas de l'atteindre. Une manière de vérifier cette hypothèse et, le cas échéant, de remédier au problème, serait d'utiliser un gradient conjugué à la place du gradient stochastique de nos expériences.
- Finalement, toutes les simulations ont été accomplies avec des perceptrons multicouches. Il serait certainement intéressant de comparer ces résultats à ceux qui pourraient être obtenus par des architectures complètement différentes.

Ainsi, les conclusions qui ressortent de cette expérimentation sont assez mitigées. La procédure de stacking améliore -dans notre cas- l'erreur de généralisation. Mais il est possible que les procédures implémentées ne conduisent pas à des résultats optimaux.

Malgré ce constat, il n'a pas été possible, par manque de temps, d'optimiser les procédures et de réitérer les simulations. De ce fait, il n'est pas vraiment possible d'apporter de conclusion définitive. Une seule idée semble à retenir : pour un entraînement similaire des différents algorithmes, le stacking améliore la performance en généralisation du perceptron multicouche tel qu'il a été implémenté ici.

Références

- ALALOUF, S., D. LABELLE et J. MÉNARD (1990), *Introduction à la Statistique Appliquée*. Addison-Wesley.
- GARCIA, R. et G. RAMAZAN (1998), « Pricing and Hedging Derivative Securities with Neural Networks and a Homogeneity Hint », Rapport technique, CIRANO.
- HUTCHINSON, J. M., A. W. LO et T. POGGIO (1994), « A Nonparametric Approach to the Pricing and Hedging of Derivatives Securities Via Learning Networks », *Journal of Finance* 49.
- SRIDHAR, D. V., E. B. BARTLETT et R. C. SEAGRAVE (1999), « An Information Theoretic Approach for Combining Neural Networks Process Model », *Neural Networks* 12.
- WOLPERT, D. H. (1992), « Stacked Generalization », *Neural Networks* 5.

Liste des publications au CIRANO*

Série Scientifique / *Scientific Series* (ISSN 1198-8177)

- 2002s-44 Régularisation du prix des Options : Stacking / O. Bardou et Y. Bengio
- 2002s-43 Monotonicity and Bounds for Cost Shares under the Path Serial Rule / Michel Truchon et Cyril Tétédo
- 2002s-42 Maximal Decompositions of Cost Games into Specific and Joint Costs / Michel Moreaux et Michel Truchon
- 2002s-41 Maximum Likelihood and the Bootstrap for Nonlinear Dynamic Models / Sílvia Gonçalves, Halbert White
- 2002s-40 Selective Penalization Of Polluters: An Inf-Convolution Approach / Ngo Van Long et Antoine Soubeyran
- 2002s-39 On the Mediational Role of Feelings of Self-Determination in the Workplace: Further Evidence and Generalization / Marc R. Blais et Nathalie M. Brière
- 2002s-38 The Interaction Between Global Task Motivation and the Motivational Function of Events on Self-Regulation: Is Sauce for the Goose, Sauce for the Gander? / Marc R. Blais et Ursula Hess
- 2002s-37 Static Versus Dynamic Structural Models of Depression: The Case of the CES-D / Andrea S. Riddle, Marc R. Blais et Ursula Hess
- 2002s-36 A Multi-Group Investigation of the CES-D's Measurement Structure Across Adolescents, Young Adults and Middle-Aged Adults / Andrea S. Riddle, Marc R. Blais et Ursula Hess
- 2002s-35 Comparative Advantage, Learning, and Sectoral Wage Determination / Robert Gibbons, Lawrence F. Katz, Thomas Lemieux et Daniel Parent
- 2002s-34 European Economic Integration and the Labour Compact, 1850-1913 / Michael Huberman et Wayne Lewchuk
- 2002s-33 Which Volatility Model for Option Valuation? / Peter Christoffersen et Kris Jacobs
- 2002s-32 Production Technology, Information Technology, and Vertical Integration under Asymmetric Information / Gamal Atallah
- 2002s-31 Dynamique Motivationnelle de l'Épuisement et du Bien-être chez des Enseignants Africains / Manon Levesque, Marc R. Blais, Ursula Hess
- 2002s-30 Motivation, Comportements Organisationnels Discrétionnaires et Bien-être en Milieu Africain : Quand le Devoir Oblige / Manon Levesque, Marc R. Blais et Ursula Hess
- 2002s-29 Tax Incentives and Fertility in Canada: Permanent vs. Transitory Effects / Daniel Parent et Ling Wang
- 2002s-28 The Causal Effect of High School Employment on Educational Attainment in Canada / Daniel Parent

* Consultez la liste complète des publications du CIRANO et les publications elles-mêmes sur notre site Internet :

- 2002s-27 Employer-Supported Training in Canada and Its Impact on Mobility and Wages / Daniel Parent
- 2002s-26 Restructuring and Economic Performance: The Experience of the Tunisian Economy / Sofiane Ghali and Pierre Mohnen
- 2002s-25 What Type of Enterprise Forges Close Links With Universities and Government Labs? Evidence From CIS 2 / Pierre Mohnen et Cathy Hoareau
- 2002s-24 Environmental Performance of Canadian Pulp and Paper Plants : Why Some Do Well and Others Do Not ? / Julie Doonan, Paul Lanoie et Benoit Laplante
- 2002s-23 A Rule-driven Approach for Defining the Behavior of Negotiating Software Agents / Morad Benyoucef, Hakim Alj, Kim Levy et Rudolf K. Keller
- 2002s-22 Occupational Gender Segregation and Women's Wages in Canada: An Historical Perspective / Nicole M. Fortin et Michael Huberman
- 2002s-21 Information Content of Volatility Forecasts at Medium-term Horizons / John W. Galbraith et Turgut Kisinbay
- 2002s-20 Earnings Dispersion, Risk Aversion and Education / Christian Belzil et Jörgen Hansen
- 2002s-19 Unobserved Ability and the Return to Schooling / Christian Belzil et Jörgen Hansen
- 2002s-18 Auditing Policies and Information Systems in Principal-Agent Analysis / Marie-Cécile Fagart et Bernard Sinclair-Desgagné
- 2002s-17 The Choice of Instruments for Environmental Policy: Liability or Regulation? / Marcel Boyer, Donatella Porrini
- 2002s-16 Asymmetric Information and Product Differentiation / Marcel Boyer, Philippe Mahenc et Michel Moreaux
- 2002s-15 Entry Preventing Locations Under Incomplete Information / Marcel Boyer, Philippe Mahenc et Michel Moreaux
- 2002s-14 On the Relationship Between Financial Status and Investment in Technological Flexibility / Marcel Boyer, Armel Jacques et Michel Moreaux
- 2002s-13 Modeling the Choice Between Regulation and Liability in Terms of Social Welfare / Marcel Boyer et Donatella Porrini
- 2002s-12 Observation, Flexibilité et Structures Technologiques des Industries / Marcel Boyer, Armel Jacques et Michel Moreaux
- 2002s-11 Idiosyncratic Consumption Risk and the Cross-Section of Asset Returns / Kris Jacobs et Kevin Q. Wang
- 2002s-10 The Demand for the Arts / Louis Lévy-Garboua et Claude Montmarquette
- 2002s-09 Relative Wealth, Status Seeking, and Catching Up / Ngo Van Long, Koji Shimomura
- 2002s-08 The Rate of Risk Aversion May Be Lower Than You Think / Kris Jacobs
- 2002s-07 A Structural Analysis of the Correlated Random Coefficient Wage Regression Model / Christian Belzil et Jörgen Hansen
- 2002s-06 Information Asymmetry, Insurance, and the Decision to Hospitalize / Åke Blomqvist et Pierre Thomas Léger
- 2002s-05 Coping with Stressful Decisions: Individual Differences, Appraisals and Choice / Ann-Renée Blais