

SYSTEMES de TRADING BOURSIER et RESEAUX NEUROMIMETIQUES*

Fabrice LEBEL**

RESUME

Cet article aborde le thème des systèmes de trading automatiques utilisant les réseaux neuronaux et les indicateurs de l'analyse technique. Après une **introduction** précisant le cadre de cette étude nous présentons dans une **seconde section** quelques principes de base de l'analyse technique. Dans une **troisième section** nous présentons quelques nouvelles approches actuelles et abordons le cadre théorique et méthodologique des réseaux neuronaux artificiels. Nous y exposons ensuite la procédure mise en place pour réaliser les diverses simulations et tests numériques portant sur le « pisteur » (« tracker ») CAC40 « Master Unit » ainsi que les résultats très intéressants obtenus dans le cadre du management boursier. Dans une **quatrième section** nous concluons cette étude et apportons quelques perspectives.

MOTS CLES

Systèmes de trading, investissement boursier, réseaux neuromimétiques, réseaux neuronaux, analyse technique, automatisation des investissements, prévision boursière, connexionisme, automate de trading.

1. INTRODUCTION

Le **problème** que nous nous proposons d'aborder ici est celui de l'**investissement en bourse**, dans le cadre d'**opérations de court terme** n'ayant pas toutes de rentabilités positives, mais permettant sur le long terme d'en obtenir, et ceci de façon **automatisée**. Il faut rappeler que dans le cadre de l'investissement boursier, de nombreux **praticiens** utilisent, entre autres outils, l'**analyse technique** (cf. CHANDE (2001), ACHELIS (2002), BECHU, BERTRAND (2002), SEBAN (2004), ORPHELIN (2004)) afin de décider quand investir ou désinvestir. Cette technique cherche à **trouver** des **régularités**, des motifs récurrents, dans les **historiques de cours** des valeurs boursières, apparemment erratiques. Si ces régularités existent, alors il s'avérera possible d'en tirer parti afin d'obtenir, systématiquement, des rentabilités positives.

Nous présenterons ce travail en deux temps :

- L'analyse technique en tant qu'outil de loin le plus utilisé en finance.
- Les nouvelles approches de type neuronale et le modèle proposé ici.

Nous terminerons en donnant des renseignements sur les logiciels et les systèmes internet.

2. ANALYSE TECHNIQUE

L'**engouement** pour l'**analyse technique**, bien qu'elle ait débuté avec les théories de DOW au début des années 1900 et d'ELLIOT dans les années 1930 (cf. BECHU, BERTRAND (2002)), a pris de l'essor avec

* International Finance Conference, AFFI, 2006, IAE Poitiers, CEREGE.

** Chercheur, CETFI, Centre d'Etudes des Techniques du Financement et d'Ingénierie, 350 av. Club Hippique, 13090 Aix en Provence, et CEROM, Université Paris 2.

l'arrivée d'**ordinateurs** de plus en plus puissants et **performants**.

L'**analyse technique** utilise deux approches :

- l'analyse **graphique**, visuelle, des cours de bourse : le chartisme ou « analyse technique traditionnelle »
- la recherche et l'application de divers filtres numériques : la création d'indicateurs techniques ou « analyse technique moderne ».

Les **chartistes** cherchent à identifier des figures de base telles que

- les supports et résistances (Fig. 1)
- les canaux haussiers et baissiers (Fig. 2)
- les « têtes et épaules » (Fig. 3)
- etc.

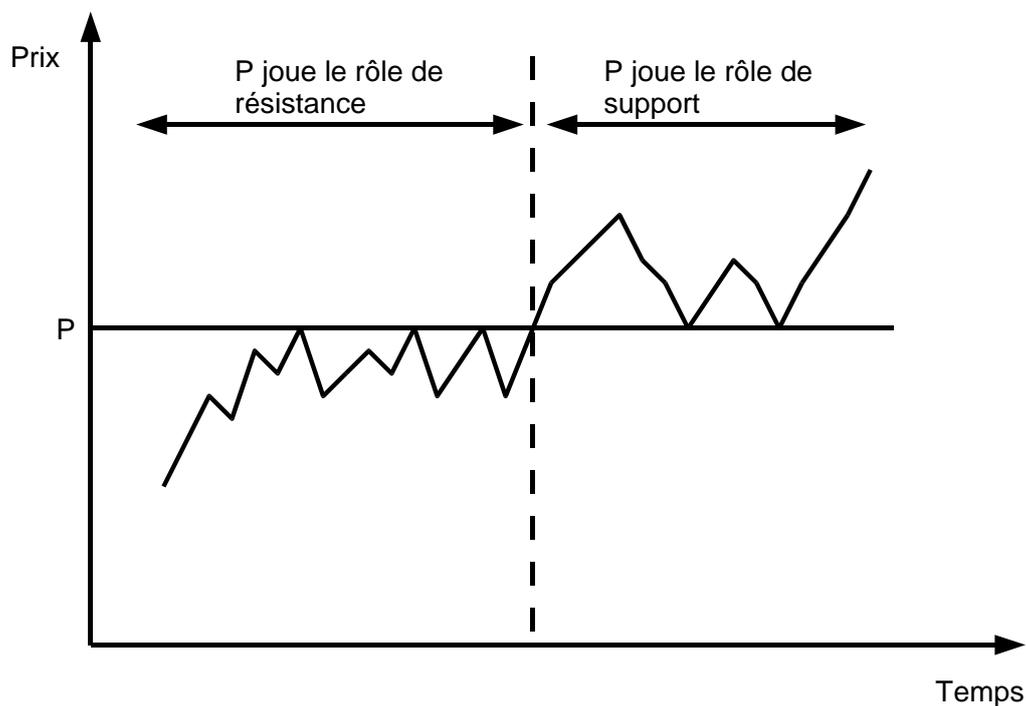


Fig. 1: Exemple d'un motif de support et de résistance.

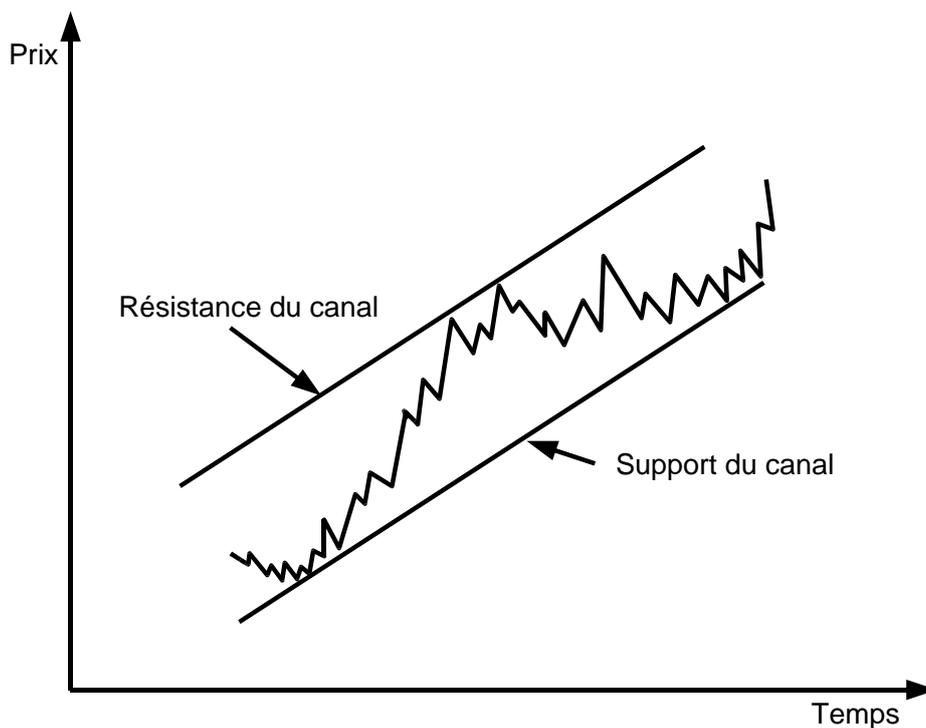


Fig. 2: Exemple d'un canal haussier.

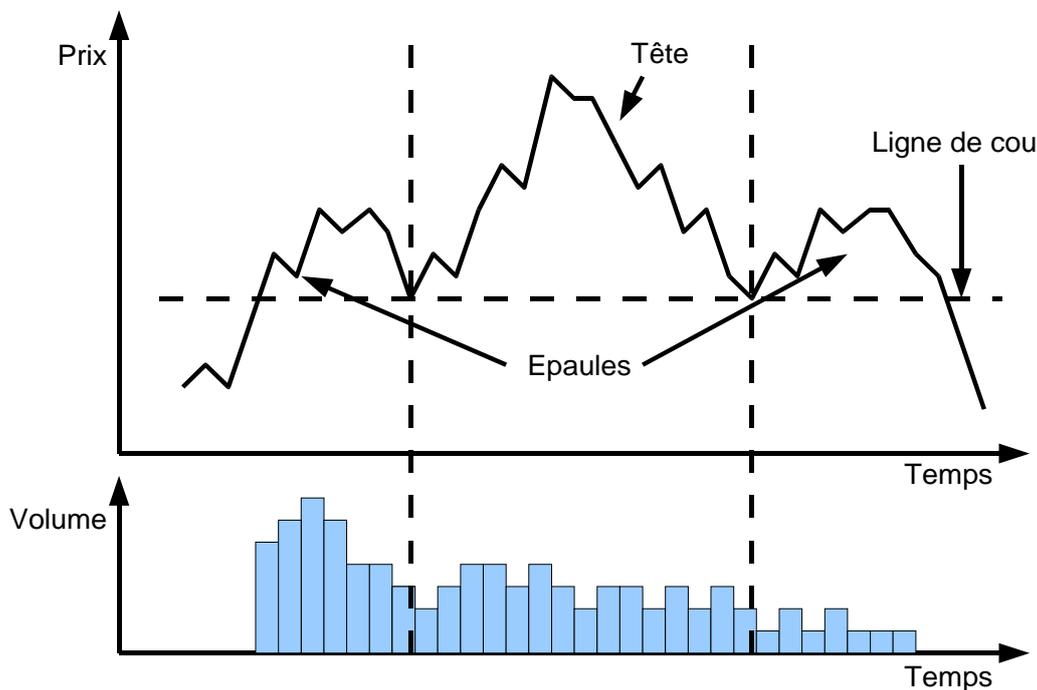


Fig. 3: Motif en tête et épaules.

Les **analystes techniques** « **modernes** » appliquent des **filtres** numériques aux historiques de **prix** et de **volume** générant des **signaux** d'achat/vente. La Figure 4 présente une **stratégie** de trading basée sur le **croisement** de 2 **moyennes mobiles** simples, l'une courte et calculée sur 3 jours, l'autre longue et calculée sur 10 jours. Cette stratégie consiste à

- **acheter** la valeur quand la moyenne mobile courte franchit à la hausse la moyenne mobile longue.
- **vendre** quand la moyenne mobile courte franchit à la baisse la moyenne mobile longue.

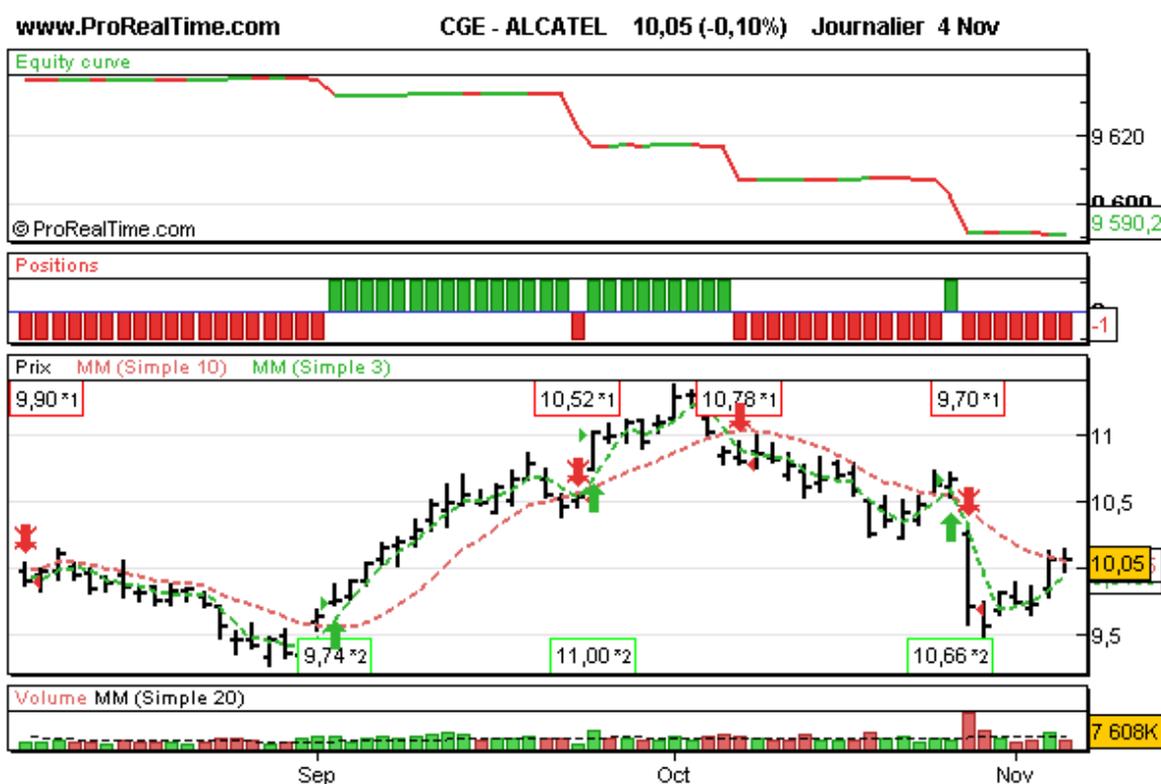


Fig. 4: Stratégie de croisement de moyennes mobiles d'ordre 3 et 10 sur la valeur Alcatel.

Aujourd'hui, l'élaboration manuelle de graphiques et de calculs est révolue. En effet, de nombreux **logiciels commerciaux** et du domaine libre existent et permettent l'application **automatique** et quasi instantanée de ces méthodes (cf. DEMPSTER, JONES (1999a, 1999b)). C'est aussi le cas dans de nombreuses bases de données (FININFO, Euronext.Life, Dafsa...)

Notons que de nombreuses **écoles**, notamment aux Etats Unis, proposent dans leurs programmes de **formation** en finance des initiations aux méthodes de l'**analyse technique** ; peut être faut-il prendre en compte ce fait si l'on considère les **comportements mimétiques** observés sur les marchés financiers et les **prophéties auto-réalisatrices** qui en découlent? Notons en outre que ces phénomènes mimétiques sont plus visibles en « trading intraday » où les opérateurs disposent de très peu de temps pour prendre leurs décisions ; ceci est semble-t-il à l'origine du qualificatif de comportements « moutonnier » de certains opérateurs boursiers (cf. ORLEAN (1998, 1999), MOSCHETTO (1998)).

3. NOUVELLES APPROCHES

Certaines des **approches actuelles** tentent de **modéliser** l'évolution des **cours** de bourse à partir des **outils** couramment utilisés par les '**traders**', dans le cadre de stratégies d'investissement à court terme, ainsi qu'en 'collant' plus aux **comportements** de ceux-ci. Parmi ces techniques nous trouvons

- les **réseaux neuronaux**
- les **réseaux neuro-flous** (« fuzzy neural networks ») (cf. ROJAS (1996)) ... (cf. ORPHELIN (2004))
- la **programmation génétique** (cf. MITCHELL (1999)) qui permet de faire évoluer diverses stratégies d'investissement et d'en sélectionner les meilleures (cf. DEMPSTER, JONES (2001))
- les **algorithmes génétiques** (cf. MITCHELL (1999)) qui permettent, par exemple, de trouver des paramètres optimaux pour les indicateurs techniques en faisant 'évoluer', par combinaisons et mutations, une population d'un modèle donné ayant initialement des paramètres différents (cf. PARDO (1992)).
- Notons tout de même que la plupart de ces **approches**, notamment dans les sociétés financières, et on le comprendra aisément, demeurent **confidentielles** et qu'il est difficile d'obtenir des informations fiables et claires sur ces sujets.

3.1. CONSIDERATIONS THEORIQUES et METHODOLOGIQUES

Les réseaux neuronaux artificiels sont composés d'un ensemble d'unités de calcul, appelées « **neurones formels** », connectées plus ou moins complètement entre elles par des **liaisons** permettant à chaque neurone de recevoir des signaux d'autres neurones ainsi que d'en émettre lui-même.

Le **neurone formel** (Fig. 5) proposé par McCULLOCH et PITT (1953) **modélise** de façon simplifiée le fonctionnement d'un **neurone biologique**.

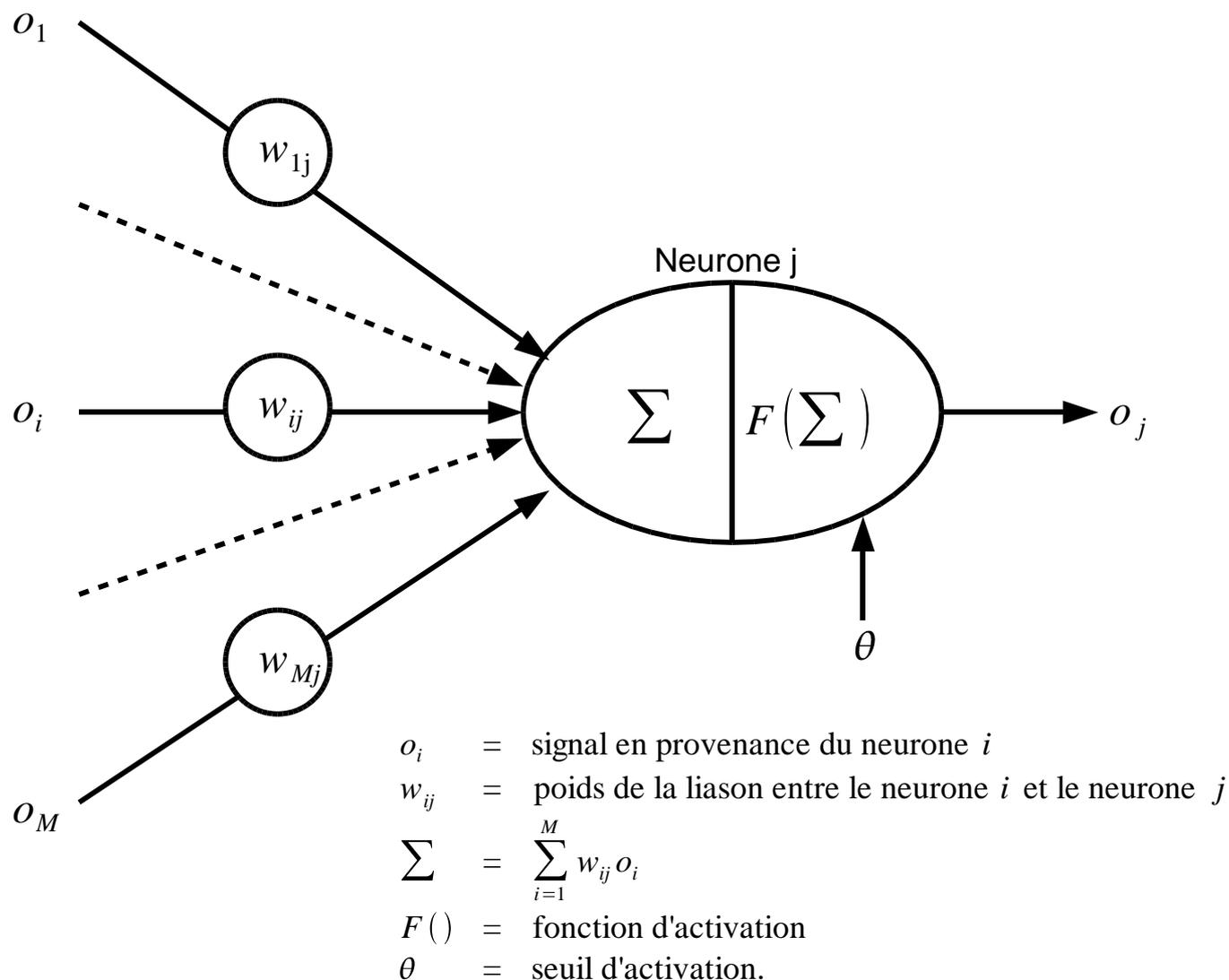


Fig. 5: Neurone formel.

Ici, le neurone j reçoit des signaux, o_i , $i=1..M$, en provenance des neurones i . Le **niveau d'activation** du neurone j , Σ , est la somme des signaux o_i pondérés par les **poids synaptiques** w_{ij} . Un signal o_j est émis par le neurone j si le résultat de sa fonction d'activation $F(\Sigma)$ est supérieur au seuil d'activation θ .

L'organisation des neurones entre eux, l'**architecture neuronale**, a donné lieu à divers **modèles** parmi lesquels on peut citer les **réseaux multi-couches** (Fig. 6), les **cartes auto-organisatrices** de KOHONEN, les **réseaux récurrents** (Fig. 7), etc.

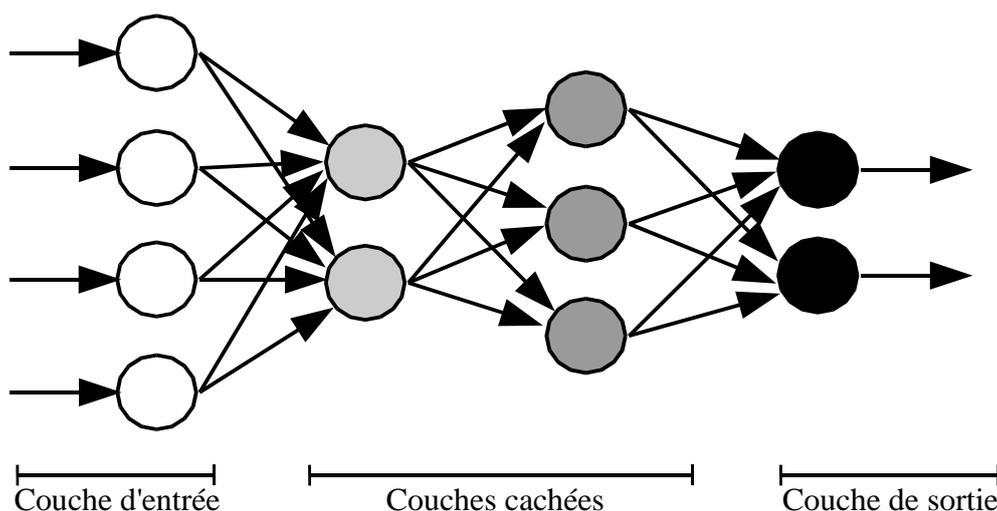


Fig. 6: Réseau neuronal multi-couches avec propagation vers l'avant des signaux, appelé aussi réseau « feed-forward ».

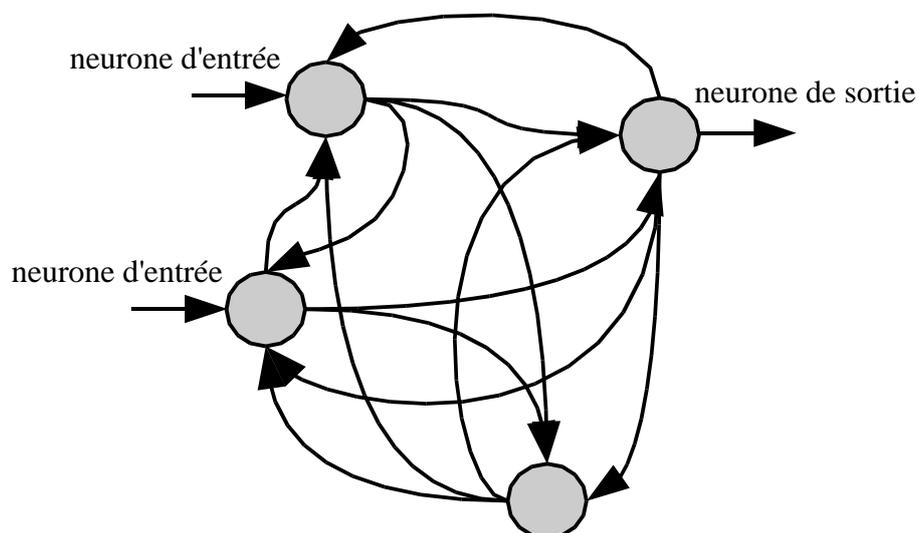


Fig. 7: Réseau récurrent complètement connecté.

L'**apprentissage** du réseau neuromimétique consiste à **ajuster** les **poids synaptiques** des connexions de façon incrémentale à partir d'exemples proposés en entrée au réseau. Selon le modèle neuronal considéré, cet apprentissage fait appel à **2 lois**

- **augmenter** la **force de connexion** entre 2 **neurones** qui sont **simultanément excités**, c'est la loi de **HEBB** (1949) qui est d'origine biologique
- **optimiser** (généralement minimiser) une **fonction de coût** calculée à partir des erreurs commises par le réseau comme, par exemple, dans l'**algorithme de rétropropagation du gradient** d'erreur utilisé dans les réseaux neuronaux multicouches.

La **méthodologie** généralement utilisée dans le cadre de **modélisations** de **séries boursières** avec des réseaux neuromimétiques consiste généralement en **3 phases** qui sont

- **Phase 1. Le retraitement** des données qui consiste principalement à **scinder** les **données** disponibles en **3 échantillons**
 - échantillon d'**apprentissage** ou d'« entraînement »
 - échantillon de **validation** qui sera présenté régulièrement au réseau pendant l'apprentissage afin

d'éviter le phénomène de **sur-optimisation**

- échantillon de **test** qui n'est utilisé qu'après la phase d'apprentissage afin de **tester** les **capacités de généralisation** du réseaux neuronal.

Dans le cadre de cette phase, les **données** utilisées peuvent être **normalisées** ou mise à l'échelle afin d'améliorer la stabilité du réseau neuromimétique.

- **Phase 2. La sélection des architectures neurales** qui consiste à **construire** et **tester** différentes architectures et à en **sélectionner** les mieux adaptées au problème à traiter. Les **critères de sélection** se basent généralement sur une **mesure de l'erreur** commise par le réseau neuronal.
- **Phase 3. Le post-traitement** où diverses **stratégies de trading** sont testées sur les **prédictions** réalisées à partir des réseaux neuronaux sélectionnés et des **mesures de performance** sont réalisées. Certaines de ces mesures de performance peuvent être des **rentabilités** ou des **ratios** de type **gain/risque**.

3.2. MISE en PLACE

Dans un **premier temps**, nous avons réalisé des **simulations** à partir des **indicateurs de l'analyse technique** afin de sélectionner les meilleurs paramètres pour chacun.

Stratégies	Marché haussier		Marché baissier		Marché mixte	
	R (%)	R _{B&H} (%)	R (%)	R _{B&H} (%)	R (%)	R _{B&H} (%)
SMA (3,10)	-1.07	17.48	4.55	-28.32	-6.22	-10.16
SMA(20,50)	-17.37	14.26	-6.82	-30.38	-1.14	-10.92
CCI(14)	1.33	21.04	-22.82	-26.80	-12.51	-9.96
CCI(20)	9.26	16.68	-17.14	-24.70	-12.51	-9.96
RSI(5)	3.91	24.70	-9.27	-29.53	-4.98	-10.79
RSI(9)	0.16	19.94	-24.08	-26.90	-14.06	-10.65
RSI(15)	-4.26	15.96	-25.98	-29.53	-13.34	-11.36
STOCH(5,3)	-1.64	20.14	-19.24	-28.35	-9.31	-10.70
STOCH(9,3)	4.42	18.84	-17.11	-26.60	-9.36	-11.72
STOCH(14,3)	-5.54	17.34	-12.17	-26.00	-9.31	-10.70
STOCH(21,3)	-2.53	17.05	-5.21	-26.35	-9.31	-10.70
MACD(12,26)	-9.93	16.49	11.35	-26.28	-1.47	-7.90

Tab. 1: Rentabilités annuelles de stratégies basées sur des indicateurs techniques.

R_{B&H} est la rentabilité annuelle d'une stratégie « Buy and Hold » qui est un investissement passif et qui consiste à constituer un portefeuille et à le conserver tel quel jusqu'au terme de la période d'investissement.

Sigles : SMA (n,p) : stratégie croisement de moyennes mobiles d'ordres n et p , $n < p$; CCI(n) : stratégie « Commodity Channel Index » d'ordre n ; RSI(n) : stratégie « Relative Strength Index d'ordre n ; STOCH(n,p) : stratégie basée su les indicateurs « stochastiques », %K(n) %D(p) ; MACD(n,p) : stratégie « Moving Average Convergence Divergence » d'ordre n et p .

Dans un **second temps**, dans le cadre des **simulations neuronales**, nous avons utilisé un **réseau multicouches** avec **propagation** des signaux vers l'**avant** ou réseau « feed-forward » (Fig. 8).

Les **entrées** ou « inputs » de ce réseau sont les **cours de bourse**, P , pris aux dates t et $t-1$ ainsi que les **indicateurs de l'analyse technique** suivants

- 2 moyennes mobiles simples d'ordre 3 et 10, SMA(3) et SMA(10)
- 2 indicateurs « Commodity Channel Index » d'ordre 14 et 20, CCI(14) et CCI(20)
- 2 indicateurs « Relative Strength Index » d'ordre 5 et 9, RSI (5) et RSI(9)
- les indicateurs « stochastiques » %K d'ordre 9 et %D d'ordre 3

-l'indicateur « Moving Average Convergence Divergence » d'ordres 12 et 26, MACD(12,26).

Le lecteur désirant connaître les formulations mathématiques de ces indicateurs peut se référer à ACHELIS (2002), BECHU, BERTRAND (2002), LABEL (2005).

En **sortie**, le réseau doit prévoir le cours de la valeur pour la date $t+1$. A partir de cette prévision, l'erreur de prévision est calculée et l'algorithme de rétropropagation du gradient d'erreur ajuste les forces des connexions entre les unités neurales.

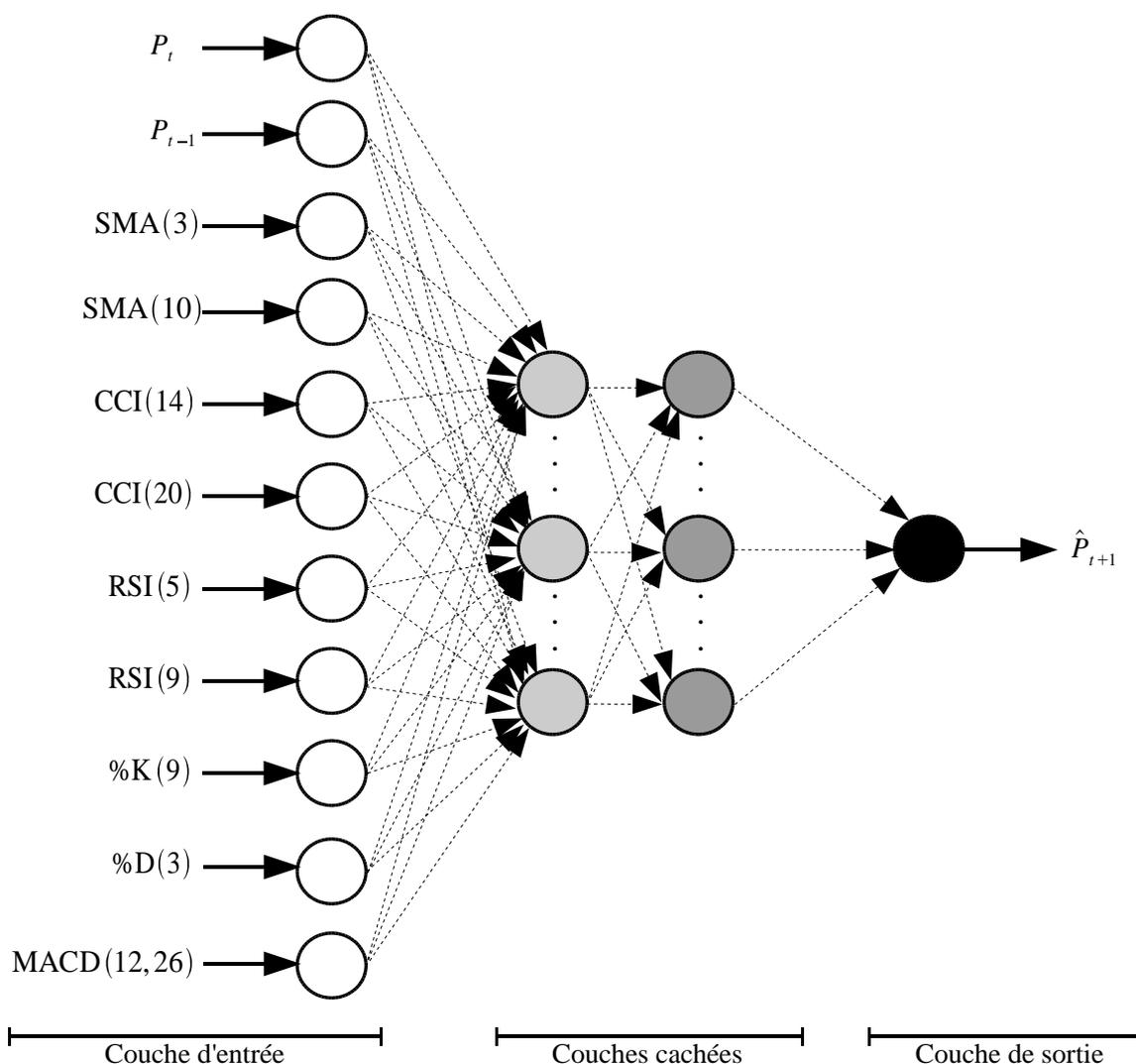


Fig. 8: Architecture neurale de base utilisée lors des simulations.

Sigles : P_t : prix à la date t , P_{t-1} : Prix à la date $t-1$, $SMA(n)$: moyenne mobile simple d'ordre n , $CCI(n)$: « Commodity Channel Index » d'ordre n , $RSI(n)$: « Relative Strength Index » d'ordre n , $\%K(m)$ et $\%D(n)$: « Stochastique » rapide et lente, respectivement d'ordre m et n , $MACD(m,n)$: « Moving Average Convergence Divergence » d'ordre m et n .

En outre, pour chaque modèle testé nous avons procédé à deux **simulations** : l'une **avec coûts de transaction** et l'autre sans. La formule utilisée pour prendre en compte des coûts de transaction tels que les **frais de courtage** et les coûts liés au « **slippage** » est la suivante :

P = prix du titre

δ = sens de la transaction

$$= \begin{cases} +1 \text{ pour un achat} \\ -1 \text{ pour une vente} \end{cases}$$

$$\tau_{\text{courtage}} = \text{taux des frais de courtage} = 0.3\%$$

$$\tau_{\text{slippage}} = \text{taux des frais de slippage} = 2\%$$

$$C = \text{coût unitaire}$$

$$= P * [1 + \delta * (\tau_{\text{courtage}} + \tau_{\text{slippage}})].$$

Le terme de « **slippage** » regroupe l'ensemble des coûts de transaction autres que les frais de courtages, les taxes boursières, les droits de garde, etc que l'on regroupe généralement sous le terme de coûts explicites. On estime généralement qu'il se situe entre 1% et 3% du montant de la transaction.

Pour évaluer les **performances** de ces simulations nous avons utilisé les **mesures** suivantes (cf. PARDO (1992), AMENC, LE SOURD (2002))

$$n = \text{nombre de jours d'investissement}$$

$$R = \text{rentabilité durant la période de longueur } n$$

$$R_{\text{an}} = \text{rentabilité annuelle}$$

$$P_{\text{début}} = \text{prix d'achat (de vente) au début de la période de durée } n$$

$$P_{\text{fin}} = \text{prix de vente (d'achat) à la fin de la période de durée } n$$

$$R_{\text{B\&H}} = \text{rentabilité annuelle de la stratégie d'investissement passive « Buy and Hold »}$$

$$\% \text{MDD} = \text{« Maximum DrawDown » exprimé en pourcentage du capital initial}$$

$$\text{Ster}^* = \text{ratio de Sterling modifié,}$$

- la **rentabilité annuelle** :

$$R_{\text{an}} = (1 + R)^{360/n} - 1$$

- la **rentabilité « Buy and Hold »** :

$$R_{\text{B\&H}} = \left(\frac{P_{\text{fin}}}{P_{\text{début}}} \right)^{360/n} - 1$$

- le **ratio de Sterling** modifié (cf. DEMPSTER, JONES (2001))

$$\text{Ster}^* = \begin{cases} \frac{R}{\% \text{MDD}} & \text{si } R \geq 0 \\ 1 + \frac{100}{R} & \text{si } R < 0. \end{cases}$$

La **rentabilité « Buy and Hold »** est la rentabilité d'une stratégie d'investissement passif qui consiste à constituer un portefeuille et à le conservé tel quel jusqu'au terme de la période d'investissement.

Le « **maximum drawdown** » est une **mesure de risques extrêmes** largement utilisée par les praticiens afin d'évaluer les pertes en capital pouvant survenir sur une période d'investissement. Elle se définit comme étant la **plus grande perte** enregistrée par **rapport** au **niveau le plus haut** atteint par un portefeuille sur la période d'investissement considérée (cf. ORPHELIN (2004), AMENC et al (2004)).

Il existe d'**autres mesures de risques** parmi lesquelles nous pouvons citer

- le « **maximum interrupted loss** » qui fait partie des mesures de risques extrêmes et qui est la plus

grande suite de pertes consécutives enregistrées par le portefeuille
 - la « **Value at Risk** » (VaR) qui mesure les pertes potentielles qui surviennent de manière régulières dans le portefeuille.

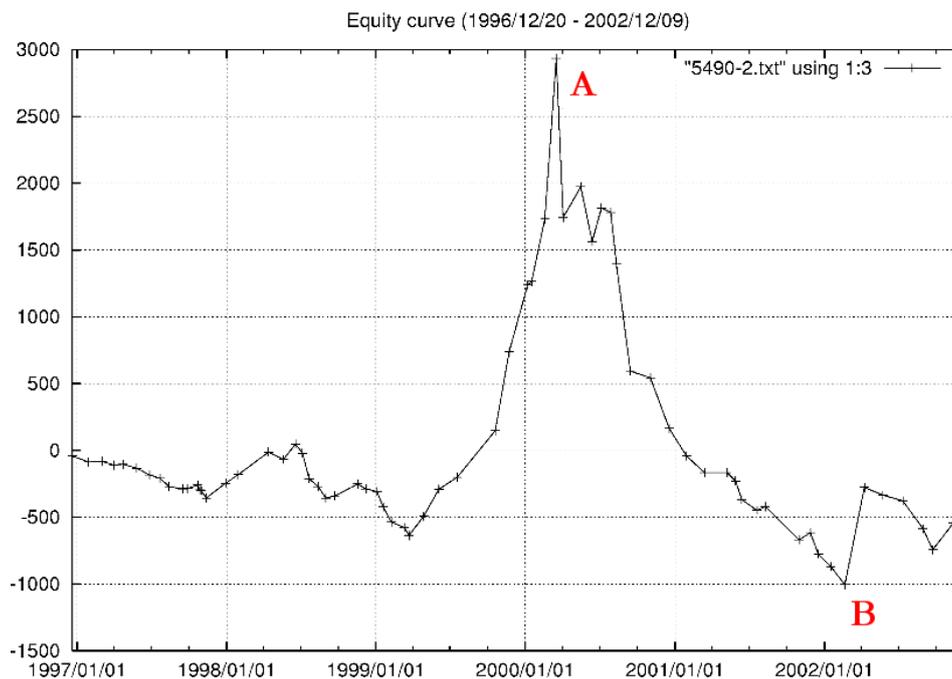


Fig. 9: Illustration du concept de « Maximum DrawDown » (MDD) sur une courbe de gain (« equity curve »). Ici, le MDD est égal au cumul des pertes entre les points A et B.

3.3. RESULTATS

Les « **prévisions** » de **cours** de bourse obtenues avec les simulations neuronales sont présentées dans les Figures 10 à 12 qui suivent.

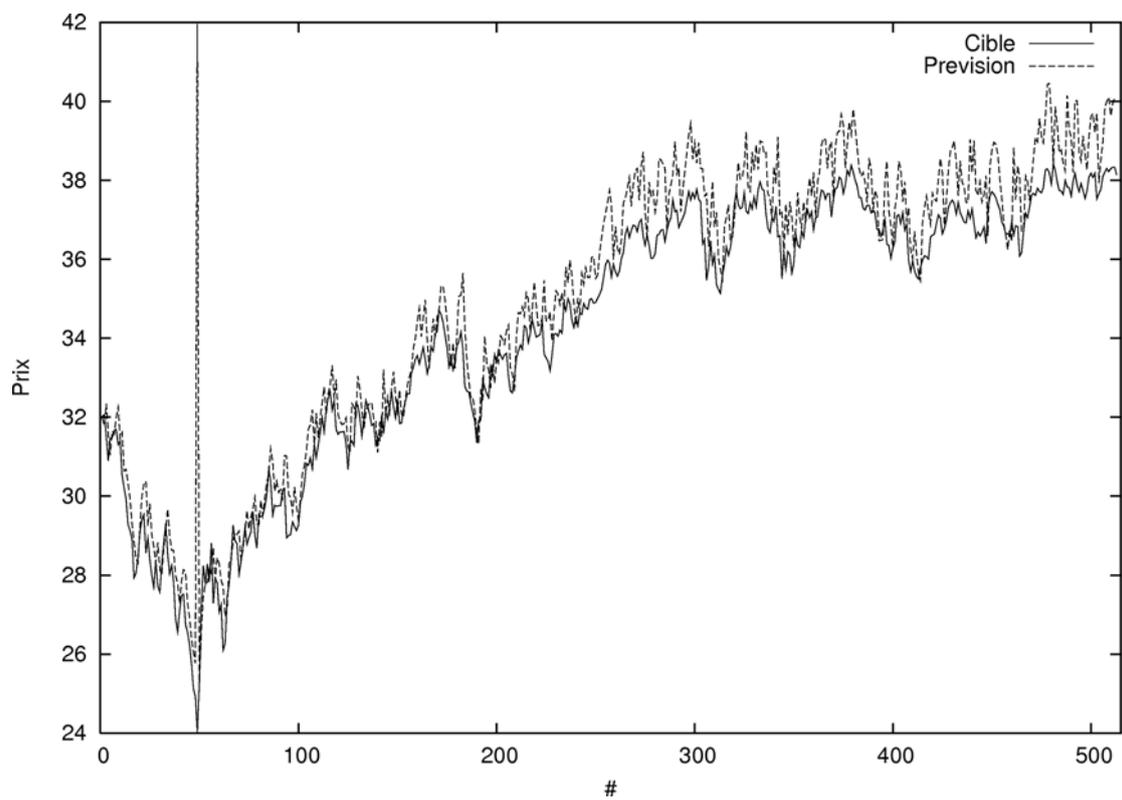


Fig. 10: Modèle 11*7*1.

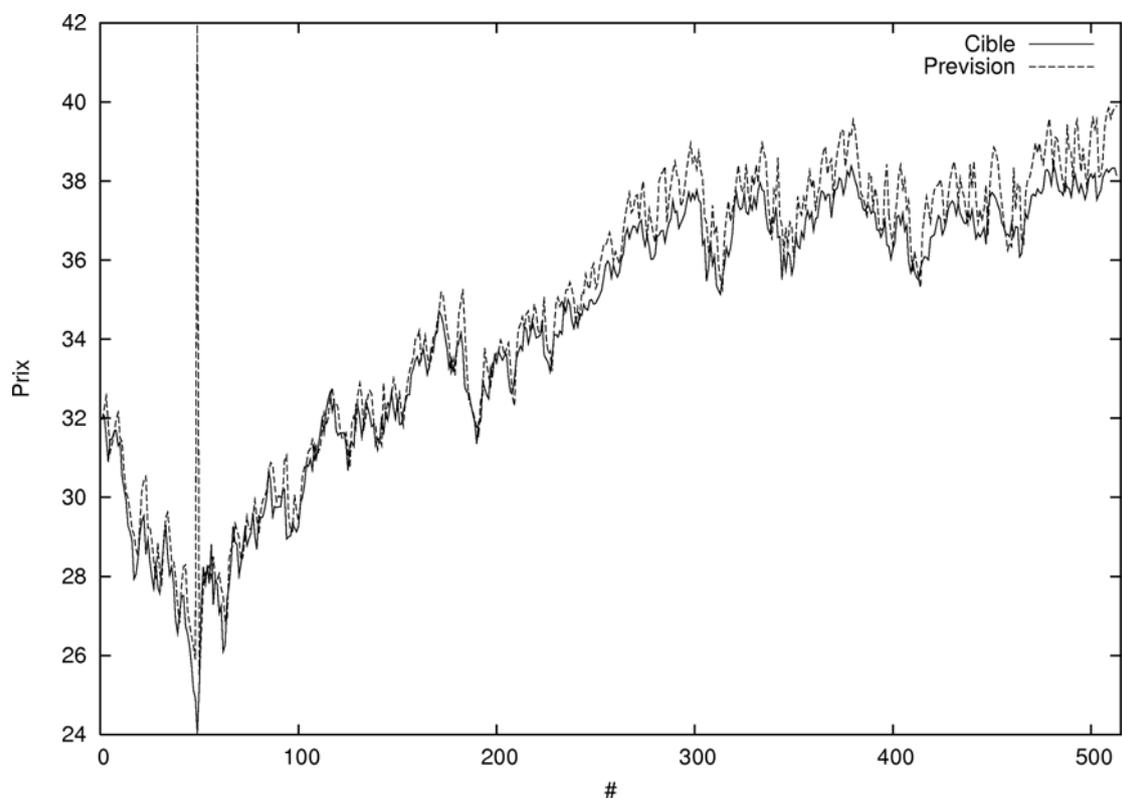


Fig. 11: Modèle 11*9*1.

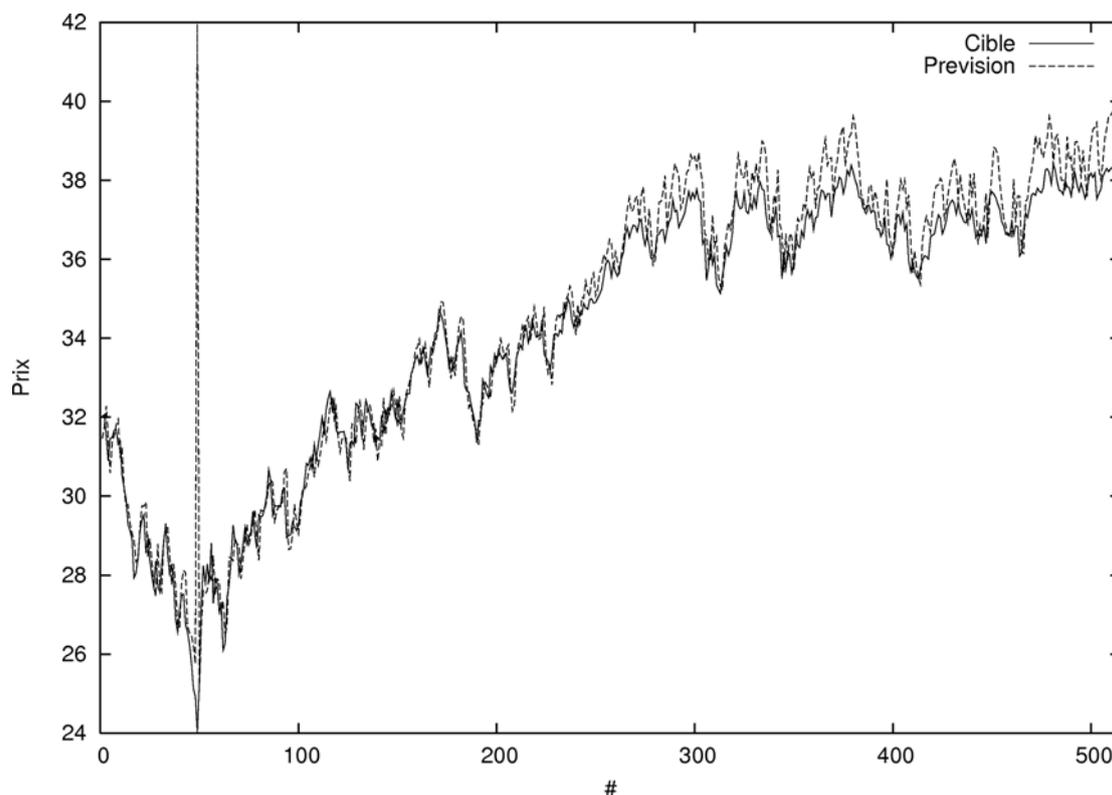


Fig. 12: Modèle 11*11*1.

Les **performances** obtenues avec les divers **modèles** testés sont résumées au Tableau 2 ci-dessous.

Modèles	Sans coûts de transaction			Avec coûts de transaction		
	R (%)	R _{B&H} (%)	Ster*	R (%)	R _{B&H} (%)	Ster*
11*7*1	15.69	8.21	1.6965	-30.87	10.99	-0.3087
11*9*1	13.21	8.21	1.2824	-43.28	8.21	-0.4328
11*11*1	27.35	6.87	2.0429	-78.40	6.87	-0.7840
SMA(5,10)	-8.63	15.80	-0.0853	-52.69	13.04	-0.5269
CCI(14)	-1.13	15.32	-0.0113	-37.02	12.57	-0.3702
CCI(20)	4.01	16.12	0.4244	-28.84	13.30	-0.2884
RSI(5)	-4.33	9.77	-0.0433	-58.03	9.77	-0.5803
RSI(9)	-2.32	15.41	-0.0232	-37.72	12.50	-0.3772
STOCH(9,3)	-0.20	12.25	-0.0020	-33.45	12.25	-0.3345
MACD(12,26)	-11.65	20.86	-0.1165	-49.38	23.89	-0.4938

Tab. 2 : Résumé des performances des simulations.

Nous constatons

- de fortes rentabilités annuelles de modèles neuronaux en absence de coûts de transaction (de 13% à 27%)
- un seul modèle de l'analyse technique, le CCI(20), a obtenu une rentabilité annuelle positive que tous les modèles étudiés ont eu des rentabilités annuelles négatives lors de l'intégration des coûts de transaction.

4. CONCLUSION

Nous présentons ici les apports et limites de notre étude et tentons d'indiquer quelques perspectives pour des travaux à venir.

APPORTS

Dans ce travail nous avons confirmé, comme certains théoriciens et praticiens l'indiquent, que

- les indicateurs techniques, utilisés seuls, sont rarement efficaces
- les conditions de marché, haussier, baissier ou stable, ont une influence sur le type d'indicateurs à privilégier
- la combinaison d'indicateurs de l'analyse techniques est une solution permettant d'optimiser l'efficacité opérationnelle de ceux-ci
- l'impact des coûts de transaction sur les performances de stratégies de trading est non négligeable.

Nous avons aussi **montré** que

- les **réseaux neuromimétiques** peuvent permettre de **trouver** des **liens** entre **indicateurs** de l'analyse technique, en privilégiant certains au détriment d'autres, **selon** les **configurations** de **marchés**
- les l'utilisation des **réseaux neuromimétiques**, dans le cadre du trading basé sur des indicateurs de l'analyse technique, offrent un **avantage** non négligeable en terme de **nombre d'indicateurs** qu'il est possible d'utiliser. En effet, l'analyste technique utilise en général, simultanément, 4 ou 5 indicateurs lors de ses analyses. Dans notre travail, nous en avons utilisé 11 et ce nombre n'est pas un plafond.

Ce travail a aussi permis la **création** d'une **plateforme logicielle** de **trading** boursier, d'environ 46000 lignes de code informatique, et composée de bibliothèques et d'une interface graphique.

LIMITES

- Nous nous sommes limités à quelques **indicateurs** de l'analyse technique alors qu'il en existe un **nombre important**
- nous n'avons considéré, dans le champ de l'analyse technique, que les indicateurs techniques. Il aurait été intéressant, comme le font de nombreux investisseurs, d'**intégrer** l'analyse graphique ou **chartisme** et de la **combiner** avec ces **indicateurs techniques**
- introduire de **meilleures mesures** des **coûts de transaction** comme le font actuellement certaines sociétés d'investissement.

PERSPECTIVES

Dans l'avenir, il serait intéressant de renforcer les approches neuronales en utilisant des méthodes complémentaires comme les **algorithmes génétiques** qui pourraient permettre, par exemple, d'**automatiser** les **phases de sélection**

- des meilleurs **indicateurs** à utiliser
- des **architectures neurales** les plus aptes à solutionner un problème donné.

En outre l'utilisation de **systèmes hybrides** mélangeant les capacités de diverses **méthodes** de l'**intelligence artificielle** (IA) comme l'IA **symbolique**, **connexionniste** et **statistique** (cf. CLOETE, ZURADA (2000)) pourrait permettre de

- **reproduire** plus fidèlement la **complexité** du processus d'**investissement boursier**. On pourrait par exemple imaginer un système global combinant des sous-systèmes tel que des systèmes experts chargés de proposer des investissements possibles basés sur l'analyse financière, sur des raisonnements économiques plus proches de ceux des financiers et qui viendraient compléter et affiner les prévisions des réseaux neuromimétiques
- **comprendre** les **règles décisionnelles** générées par le processus d'optimisation numérique par réseaux

neuronaux qui sont souvent qualifiés de « **boîtes noires** ». On pourrait, par exemple, confirmer que le réseau neuronal été optimisé de façon à utiliser les indicateurs techniques les plus adaptés à certaines conditions de marché (marché haussier, baissier et plat).

REMERCIEMENTS : Le présent travail doit beaucoup à notre Directeur de thèse avec lequel nous avons publié une version proche (cf.. LABEL, TREMOLIERES (2005)) insistant plus sur l'aspect neuronal en matière de prévision.

REFERENCES

- ACHELIS, S (2002) *L'analyse technique de A à Z*. Valor Editions, Hendaye.
- AMENC, N., LE SOURD, V. (2002) *Théorie du Portefeuille et Analyse de sa Performance*. Economica, Paris.
- AMENC, N., BONNET, S., HENRY, G., MARTELLINI, L., WEYTENS, A. (2004) *La gestion alternative*, Economica, Paris.
- BECHU, T., BERTRAND, E. (2002) *L'Analyse Technique (Pratiques et méthodes)*, 5^e édition, Economica, Paris.
- CHANDE, T. S. (2001) *Beyond Technical Analysis (How to Develop and Implement a Winning Trading System)*. Second edition, John Wiley & Sons, Inc., USA.
- CLOETE, I., ZURADA, J. M., ed. (2000) *Knowledge-Based Neurocomputing*, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, England.
- DEMPSTER, M. A. H., JONES, C. M. (1999a) Can technical pattern trading be profitably automated? 1. The channel, Working Paper 11/99, Judge Institute of Management, University of Cambridge.
- DEMPSTER, M. A. H., JONES, C. M. (1999b) Can technical pattern trading be profitably automated? 2. The head an shoulders. Working Paper 12/99, Judge Institute of Management, University of Cambridge.
- DEMPSTER, M. A. H., JONES, C. M. (2000) The profitability of intra-day FX trading using technical indicators. Working Paper 35/00, Judge Institute of Management, University of Cambridge.
- DEMPSTER, M. A. H., JONES, C. M. (2001) A real-time adaptive trading system using genetic programming. *Quantitative Finance*, v. 1, n.4, p. 397-413.
- HARRIS, L. (2003) *Trading and Exchanges (Market Microstructure for Practitioners)*. Oxford University Press, New York.
- JODOUIN, J.-F. (1994) *Les réseaux neuromimétiques*. Hermes, Paris.
- KISSEL, R., GLANTZ, M. (2003) *Optimal Trading Strategies (Quantitative Approaches for Managing Market Impact and Trading Risk)*. Amacom, USA.
- LEBEL, F. (2005) *Systèmes de Trading Boursiers et Réseaux Neuromimétiques (apports, limites, propositions)*. Thèse de doctorat, Université Aix-Marseille 3, Paul CEZANNE.
- LEBEL, F., TREMOLIERES, R. (2005) *Modélisation neuronale et trading boursier*. W.P. CETFI, Université Aix-Marseille 3, Paul Cézanne.
- MITCHELL, M. (1999) *An Introduction to Genetic Algorithms*. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- MOSCHETTO, B.-L. (1998) *Mimétisme et marchés financiers*. Economica. Paris.
- ORLEAN, A. (1998) Le poids de croyances. *Sciences Humaines. Hors série (L'économie repensée)*, (22):24-26.
- ORLEAN, A. (1999) L'imitation en finance est-elle efficace? *Dossier Pour la Science (Les mathématiques sociales)*, (24):120-125.
- ORPHELIN, P. (2004) *Les systèmes de trading ... et quelques controverses sur l'analyse technique des marchés financiers*. Gualino éditeur, Paris.
- PARDO, R. (1992) *Design, Testing and Optimization of Trading Systems*. John Wiley & Sons, Inc., USA.
- ROJAS, R. (1996) *Neural Networks (A Systematic Introduction)*. Springer Verlag, Berlin Heidelberg New York.
- SEBAN, O. (2004) *Techniques de day trading et de swing trading*. Maxima, Paris.
- TREMOLIERES, R., HOANG, E. (1999) A new neuronal algorithm for classification of groups. *Conférence pour le 70ème anniversaire du Professeur J.L. Lions*. Aussi cahiers du CEROM.

ANNEXE

A1-INFORMATIONS et DONNÉES BOURSIÈRES

- **Euronext**, site d'informations officiel de la bourse paneuropéenne. Offre la possibilité de télécharger de la documentation technique et juridique, des didacticiels... ainsi que de données boursière.
 - ▶ www.euronext.fr
- **ABC Bourse**, site d'informations boursières permettant le téléchargement gratuit de données (cours, volumes). Des historiques de cours payants sont aussi disponibles.
 - ▶ www.abcbourse.com

A2-LOGICIELS de TRADING BOURSIERS 'CLASSIQUES'

- **TradeStation**, plateforme de trading permettant de créer et d'exécuter des stratégies de trading.
 - ▶ www.tradestation.com
- **ProRealTime**, plateforme de trading pour traders professionnels et indépendants. Possibilité d'utiliser gratuitement une version limitée en fonctionnalités.
 - ▶ www.prorealtime.com
- **Axial Finance**, logiciel de gestion de portefeuilles, d'analyse technique et fondamentale.
 - ▶ www.axialfinance.com
- suite logicielle **GL Trade**, plateformes de trading pour professionnels, indépendants et particuliers. Fourniture de données boursières et financières en temps réel.
 - ▶ www.gltrade.fr
- **Boursitel Expert**, logiciel de gestion de portefeuilles et d'analyse technique pour particuliers.
 - ▶ www.editions-profil.fr
- **AltiStock**, logiciel gratuit d'analyse technique et de gestion de portefeuilles.
 - ▶ www.altistock.com

A3-LOGICIELS de TRADING BOURSIERS avec RÉSEAUX NEURONAUX

- **NeuroGen**
 - ▶ www.mjfutures.com
- **Jurik Research**, modules pour Microsoft Excel, TradeStation et librairie pour la programmation.
 - ▶ www.jurikres.com
- **TradingSolutions**
 - ▶ www.tradingsolutions.com
- **SAFIR-Xs et Xp**, module pour TradeStation utilisant la logique floue et les réseaux neuronaux.
 - ▶ www.sirtrade.com
- **RÉSEAUX NEURONAUX APPLIQUÉS au TRADING BOURSIER**
- **MJ Futures**
 - ▶ www.mjfutures.com
- **Brain Trader**
 - ▶ www.braintrader.com

A4-LOGICIELS SCIENTIFIQUES pour RÉSEAUX NEURONAUX

- **Stuttgart Neural Network Simulator (SNNS)**, logiciel gratuit pour système Unix et Microsoft Windows. La version **JavaNNS**, succédant à SNNS, est plus facile d'installation et d'utilisation.
 - ▶ www-ra.informatik.uni-tuebingen.de/SNNS/
- **Fast Artificial Neural Network Library (FANN)**, librairie de fonctions gratuite, écrite en langage C, pour programmer des réseaux neuromimétiques. Elle possède des extensions pour les langages C++,

PHP... ainsi que pour les logiciels scientifiques Mathematica et Octave.

▶ leenissen.dk/fann/

- **Fast Artificial Neural Network Explorer**, logiciel gratuit pour entraîner et tester des réseaux neuronaux. Il es basé sur la librairie FANN.

▶ leenissen.dk/fann/

- **GNU Octave**, logiciel gratuit de calcul numérique, clone du logiciel MatLab. Il contient un langage de programmation de haut niveau qui rend possible la création de modules consacrés au réseaux neuromimétiques.

▶ www.octave.org

- **Mathematica**, logiciel de calcul numérique et symbolique. Un module dédié aux réseaux neuromimétiques peut être intégré à ce logiciel.

▶ www.wolfram.com

▶ www.wolfram.com/products/applications/neuralnetworks/

- **Matlab**, logiciel de calcul numérique et symbolique. Un module dédié aux réseaux neuromimétiques, Neural Network Toolbox, peut être intégré à ce logiciel.

▶ www.mathworks.com

▶ www.mathworks.com/products/neuralnet/