

Que vaut l'analyse technique en intra-journalier ?

L'exemple du MACD

Paolo MAZZA^{*}

Mikael PETITJEAN[†]

Résumé

L'objectif de cette étude est de mesurer, à l'aide de données intra-journalières, la performance d'un indicateur d'analyse technique très populaire, appelé le « Moving Average Convergence Divergence », ou MACD. Reposant sur la méthode du bootstrap utilisée par Brock, Lakonishok et LeBaron (1992), notre étude empirique indique que le MACD ne parvient pas à « battre » les modèles de générations de rendements les plus classiques, tels qu'une marche aléatoire, un processus autorégressif d'ordre 1 ou un modèle GARCH(1,1).

An intraday performance analysis of the MACD technical indicator

Summary

The goal of this paper is to measure the intra-day performance of the very popular « Moving Average Convergence Divergence » (MACD) technical indicator. Based on the bootstrapping method used by Brock, Lakonishok et LeBaron (1992), our empirical study shows that the MACD is unable to « beat » the most basic return generating models, such as the random walk, the AR(1) and GARCH(1,1) models.

^{*} Dexia Asset Management, 180 Rue Royale, 1000 Bruxelles, Belgique.

[†] Louvain School of Management et Facultés Universitaires Catholiques de Mons, 151 Chaussée de Binche, 7000 Mons, Belgique.

1. Introduction

L'utilisation des mouvements de prix qui ont eu lieu dans le passé dans le but de prédire ceux qui vont intervenir dans le futur est le passe-temps favori de l'écrasante majorité des traders, tant amateurs que professionnels. Quand une recherche sur le terme « analyse technique » est effectuée dans Google, 1.170.000 liens sont identifiés alors que seuls 104.000 liens le sont pour le terme « analyse fondamentale ». Bien que l'analyse technique soit largement utilisée par les praticiens de la finance, les universitaires la considèrent comme un « anathème » puisqu'elle entre en conflit frontal avec l'hypothèse d'efficience faible des marchés financiers (Malkiel, 2006).

Les enquêtes qui ont consisté à interroger les praticiens de la finance ainsi que les journalistes financiers montrent également que l'analyse technique est jugée d'autant plus utile que l'horizon d'investissement est court (Carter et Van Auken, 1990; Allen et Taylor, 1992; Lui et Mole, 1998; Oberlechner, 2001). Par exemple, l'importance donnée à l'analyse technique est deux fois plus importante lorsque l'horizon d'investissement est intra-journalier que lorsque celui-ci est annuel.

Malgré cet engouement certain pour l'analyse technique de « court terme », la grande majorité des études porte sur la profitabilité de règles d'analyse technique de « long terme ». Ces études indiquent que de telles règles ne sont pas profitables lorsque les coûts de transaction sont pris en considération (Allen et Karjalainen, 1999; Bessembinder et Chan, 1998; Olson, 2004). Néanmoins, Corrado et Lee (1992) et Lee, Chan, Faff, et Kalev (2003) soulignent que l'analyse technique peut apporter une valeur ajoutée aux gestionnaires de fonds dans le « timing » de leurs décisions traditionnelles d'achat et de vente puisque les coûts de transaction sont implicites à l'activité des gestionnaires et ne sont donc pas la résultante de l'utilisation de l'analyse technique.

L'objectif de cette étude est de se focaliser sur le court-terme en appliquant, sur des données intra-journalières à 5 minutes, un indicateur appelé le « Moving Average Convergence Divergence », ou MACD. Devenu très populaire au fil des ans, il est l'un des indicateurs les plus utilisés par les traders de court-terme, même s'il est parfois critiqué par les praticiens pour son manque de réactivité en période de volatilité soutenue (Harris, 2003). Etant donné son « âge avancé », le MACD n'a pas été affecté par la fouille de données (data mining) qui biaise l'analyse d'indicateurs plus récents. A notre connaissance, aucune étude n'a testé la performance du MACD en intra-journalier. En outre, la plupart des études portant sur l'analyse technique en intra-journalier n'effectue pas de tests statistiques robustes sur la significativité des profits générés. Afin de tester la performance du MACD, nous utilisons une méthodologie basée sur le bootstrap telle que décrite par Brock, Lakonishok et LeBaron (1992). Nous comparons les résultats obtenus par le MACD sur base de la série initiale avec les résultats de trois modèles de génération de rendements. Ces modèles sont la marche aléatoire, l'AR(1) et le GARCH(1,1).

Les données utilisées dans cette étude couvrent la période du 7 mars 2007 au 17 janvier 2008 et se rapportent aux indices du Bel 20, Nikkei 225 et Eurostoxx 50. Ces indices sont cotés sous forme de "Contract for Difference" (CFD), produit pour lequel l'actif sous-jacent n'est pas échangé réellement. Le trader a simplement un accord stipulant que la différence résultant de la transaction sera créditée ou débitée sur son compte. Les données ont été extraites à un intervalle de cinq minutes via la plateforme de trading WHS ProStation.

Notre étude révèle que le MACD n'aide pas à prédire les changements de prix des indices boursiers, même s'il est vrai que le MACD donne de moins mauvais résultats pour le Bel 20 que pour le NIKKEI 225 ou l'Eurostoxx 50. Cependant, même quand le MACD semble fonctionner pour le Bel 20, cela s'explique par le fait que les rendements attendus varient en fonction de la dynamique liée à la volatilité. Autrement dit, quand le MACD génère des profits, ils correspondent à ceux qui seraient générés par un modèle GARCH(1,1). Le seul résultat réellement probant pour le Bel 20 est obtenu lorsque seuls les signaux d'achat lancés par le MACD sont pris en considération.

Ce papier est divisé en quatre sections. Nous définissons le MACD dans la section 2. La méthodologie est détaillée dans la section 3. Nous commentons les résultats empiriques dans la section 4. La section 5 conclut brièvement.

2. Le MACD

Le Moving Average Convergence / Divergence (MACD) est un indicateur d'analyse technique qui fut inventé dans les années soixante par Gerald Appel, actuel président de Signalert Corporation, une société de conseil en investissement gérant environ 280 millions de dollars. La courbe MACD est définie par la différence entre deux moyennes mobiles exponentielles (MME) de périodes 12 et 26. Les MME sont utilisées car il convient d'accorder plus d'importance aux prix du passé récent qu'aux prix plus éloignés. Plus la donnée est ancienne, moins son poids est important, sans pour autant annihiler totalement l'information contenue dans les cours éloignés dans le passé.

Le MACD est positif quand la courbe courte est au-dessus de la courbe longue et négatif dans le cas contraire. Si le MACD est positif, le marché est dans une phase acheteuse. Par contre, s'il est négatif, le marché est dans une phase vendeuse. Par ailleurs, une ligne de signal est utilisée afin de déterminer des signaux d'achat et de vente. Celle-ci est définie comme une MME de période 9 de la courbe MACD. L'étude des croisements entre la courbe MACD et cette même ligne de signal est l'objet principal de la stratégie. Un signal d'achat est généré quand la courbe MACD croise la ligne de signal de bas en haut. Un signal de vente est généré quand le croisement s'effectue de haut en bas.

Afin de faciliter cette analyse, la différence entre les deux courbes au temps t est traditionnellement représentée, sous forme d'histogramme, par $MACDH_t (= MACD_t - Signal_t)$. Un signal d'achat est généré quand le MACDH devient positif et un signal de vente est produit quand il devient négatif. Il est important de noter que les paramètres les plus couramment

utilisés sont 12, 26 et 9 pour les courbes MACD. Cependant, il est possible d'en rencontrer d'autres et même d'observer des signaux d'achat et de vente asymétriques. Cette hypothèse a été suggérée par Appel et Hitschler (1980) qui recommandent l'utilisation de 8, 17, 9 pour les signaux d'achat et 12, 26, 9 pour les signaux de vente. Les deux versions, tant symétrique qu'asymétrique, sont analysées dans l'étude empirique détaillée à la section 5.

3. Méthodologie

Afin de tester la performance du MACD, nous utilisons une méthodologie basée sur le bootstrap (Efron et Tibshirani, 1994). Le bootstrap est une méthode de rééchantillonnage qui consiste en un tirage aléatoire avec remise de N données parmi un échantillon initial de N individus. Cela peut conduire à l'estimation d'un quelconque paramètre d'une série de données. Il suffit de bootstrapper la série T fois et de calculer le paramètre en question. On obtient ainsi T valeurs pour le paramètre et il est possible de déterminer sa distribution empirique. Le bootstrap a été pour la première fois appliqué à l'analyse technique par Brock, Lakonishok et LeBaron (1992). Selon cette étude, l'analyse technique aide à prédire les variations du cours de l'indice Dow Jones Industrial Average (DJIA) sur base d'un échantillon comprenant 90 années de données journalières.

Un modèle de régression de la forme $\tilde{y} = X\beta + \tilde{u}$, peut être bootstrappé de deux façons différentes. Tout d'abord, il est possible de bootstrapper les données. Cependant, la seule partie aléatoire d'un modèle de régression se résume au terme d'erreur. Il n'est donc pas nécessaire de bootstrapper la partie déterministe du modèle qui est donnée pour chaque échantillon. Ce principe amène la deuxième alternative qui consiste à bootstrapper à partir des résidus. Le rééchantillonnage des résidus commence par l'estimation du modèle sur base des données initiales. Les valeurs $\hat{y}$ estimées sont ainsi obtenues et les résidus $\hat{u}$ peuvent être calculés. Ces séries de résidus sont ensuite bootstrappées et les résidus obtenus sont ajoutés à l'estimation de la partie déterministe du modèle, $\hat{y}$. Une régression entre cette nouvelle variable dépendante et les données originales, X , peut ensuite être créée et nous pouvons en retirer un

vecteur de coefficients bootstrappés. Il suffit ensuite de répéter la procédure T fois ($T=1000$ dans notre étude) et d'en extraire des distributions d'estimations. Cette dernière alternative est très intéressante car elle permet de tester différents modèles de génération de rendements. Dans cette étude, nous employons trois modèles: Random Walk, AR(1) et GARCH(1,1).

Le modèle de Random Walk caractérise une marche aléatoire des rendements. Les rendements sont indépendants et identiquement distribués mais aucune distribution particulière ne peut leur être attribuée. Une bonne prévision ne peut être qu'un résultat chanceux. La meilleure estimation pour demain est la valeur observée aujourd'hui. Ce modèle s'exprime sous la forme suivante :

$$r_t = \varepsilon_t,$$

où r_t symbolise le rendement au temps t et ε_t sont i.i.d. Le rééchantillonnage par bootstrap des résidus de ce modèle est très simple car il ne nécessite pas l'estimation des résidus. Comme les résidus sont égaux aux rendements générés, il suffit d'appliquer le bootstrapping sur ces derniers.

Si les rendements ne peuvent pas être résumés à un processus de marche aléatoire, il est possible qu'ils ne soient pas chronologiquement indépendants. Un modèle autorégressif AR(1) peut alors être envisagé pour vérifier que la corrélation des rendements peut expliquer les profits de la stratégie de trading. L'équation de ce modèle se présente sous cette forme :

$$r_t = a + br_{t-1} + \varepsilon_t$$

Les résidus standardisés se résument à l'équation :

$$\hat{\varepsilon}_t = \frac{r_t - \hat{a} - \hat{b}r_{t-1}}{\hat{\sigma}_\varepsilon}$$

Le rééchantillonnage peut alors être effectué à partir de $\hat{\varepsilon}_t$, $\eta_t = \hat{\varepsilon}_{k(t)}$, $t = 1, 2, \dots, T$, où $k(t)$ est un nombre aléatoire généré uniformément parmi les nombres $1, 2, \dots, T$. Nous construisons ensuite les nouveaux historiques de rendements et de prix :

$$\begin{aligned}\tilde{r}_t &= \hat{a} + \hat{b}\tilde{r}_{t-1} + \eta_t, \\ \tilde{p}_t &= \tilde{p}_{t-1} \exp(\tilde{r}_t).\end{aligned}$$

Si le modèle autorégressif est rejeté, nous pouvons supposer un modèle GARCH(1,1) afin de modéliser les dépendances au niveau du second moment de la distribution des rendements. Le modèle le plus couramment utilisé est le modèle GARCH(1,1) :

$$\begin{aligned}r_t &= \mu + \varepsilon_t \\ \sigma_t^2 &= \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2\end{aligned}$$

où ε_t est i.i.d. et suit une loi normale, $N(0, \sigma_t^2)$. Dans le cas d'un modèle GARCH(1,1), l'estimation à l'aide des moindres carrés ordinaires n'est plus possible car le modèle n'est plus linéaire. Une des façons de l'estimer est de recourir au maximum de vraisemblance. La fonction log-likelihood est alors employée pour identifier les paramètres. Une fois le modèle estimé, les résidus sont standardisés :

$$\hat{\varepsilon}_t = \frac{r_t - \hat{\mu}}{\hat{\sigma}_\varepsilon},$$

Le rééchantillonnage peut alors être effectué de la même manière que pour le processus AR(1) à partir de $\hat{\varepsilon}_t$, $\eta_t = \hat{\varepsilon}_{k(t)}$, $t = 1, 2, \dots, T$, où $k(t)$ est un nombre aléatoire généré uniformément parmi les nombres $1, 2, \dots, T$. Nous construisons ensuite les nouveaux historiques de rendements et de prix :

$$\begin{aligned}\tilde{r}_t &= \hat{\mu} + \hat{\sigma}_t \eta_t, \\ \hat{\sigma}_t^2 &= \hat{\omega} + \hat{\alpha} \varepsilon_{t-1}^2 + \hat{\beta} \sigma_{t-1}^2 \\ \tilde{p}_t &= \tilde{p}_{t-1} \exp(\tilde{r}_t).\end{aligned}$$

Sur base des séries de données originelles, nous générons des résultats pour les stratégies MACD symétrique « 12-26-9 », asymétrique « 8-17-9 ; 12-26-9 » à partir de la série initiale. Ensuite, il convient de conduire une analyse bootstrap à partir des résidus sur les données de rendements. Le bootstrap est alors appliqué aux trois indices suivant les trois modèles de génération de rendements. Nous appliquons la règle MACD sur chacune des séries bootstrappées simulées. Il y aura 1000 répliques pour chaque modèle et pour chaque indice. Enfin, les fractions des rendements issus de ces modèles qui fournissent des statistiques (moyenne, écart-type et Sharpe Ratio) supérieures à celles fournies par la règle de trading MACD sur base des séries initiales sont calculées. Ces fractions peuvent être interprétées comme des probabilités critiques ou « p -values ». Une p -value, associée à la moyenne et égale à 5%, signifie que (seulement) 5% des moyennes générées par le MACD sur les séries bootstrappées du modèle de génération considéré sont supérieures à la moyenne du MACD appliqué sur les séries initiales. La règle de trading est alors considérée comme satisfaisante. En effet, dans 95% des cas, la règle de trading parvient à mieux capturer la dynamique dans la série initiale que le modèle de génération des rendements.

4. Analyse empirique

Les p -values pour le MACD symétrique sont reprises aux tableaux 1 à 3 alors que celles relatives au MACD asymétrique sont indiquées aux tableaux 4 à 6. Nous analysons également les cas où les positions longues (Achat) et courtes (Vente) sont considérées séparément. Analysons dans un premier temps la performance du MACD symétrique.

Tableau 1 : MACD 12-26-9: Tests de simulation pour le bootstrap Random Walk pour 1000 répliques

	Pourcentage d'observations simulées supérieures au MACD appliqué sur les observations initiales								
	Moyenne			Ecart-type			Sharpe Ratio		
	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente
Bel 20	1.60%	6.90%	8.70%	48.30%	45.40%	49.30%	1.50%	7.00%	8.50%
Nikkei 225	21.30%	27.10%	32.20%	45.10%	49.30%	41.50%	21.60%	27.20%	32.60%
EU 50	54.20%	51.20%	54.60%	47.30%	41.80%	54.10%	54.20%	51.30%	54.60%

Tableau 2 : MACD 12-26-9: Tests de simulation pour le bootstrap AR(1) pour 1000 répliques

	Pourcentage d'observations simulées supérieures au MACD appliqué sur les observations initiales								
	Moyenne			Ecart-type			Sharpe Ratio		
	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente
Bel 20	0.10%	2.50%	2.10%	45.00%	41.80%	50.30%	0.10%	2.50%	1.60%
Nikkei 225	22.50%	29.00%	30.50%	48.50%	49.30%	43.70%	22.90%	29.10%	30.30%
EU 50	39.00%	43.00%	41.10%	47.40%	43.90%	52.60%	38.90%	43.00%	41.50%

Tableau 3 : MACD 12-26-9: Tests de simulation pour le bootstrap GARCH(1,1) pour 1000 répliques

	Pourcentage d'observations simulées supérieures au MACD appliqué sur les observations initiales								
	Moyenne			Ecart-type			Sharpe Ratio		
	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente
Bel 20	67.80%	2.50%	98.50%	51.70%	15.00%	83.00%	65.90%	2.90%	98.00%
Nikkei 225	65.60%	20.20%	91.90%	66.40%	39.50%	78.20%	64.50%	20.30%	91.10%
EU 50	97.70%	32.70%	100.00%	81.10%	25.20%	97.00%	97.70%	32.90%	100.00%

Les résultats obtenus sur le Nikkei 225 et l'Eurostoxx 50 sont clairs. Aucune p -value n'est inférieure à 20%, que ce soit pour la moyenne, la volatilité ou le Sharpe ratio. Autrement dit, nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse nulle selon laquelle la règle de trading du MACD et les modèles de génération des rendements ont des moyennes, volatilités ou Sharpe ratios égaux. Par exemple, la stratégie du MACD appliquée sur la série historique du Nikkei 225 ne génère

que dans 35.5% des cas un Sharpe ratio supérieur à ceux générées sur les séries bootstrappées à l'aide du GARCH(1,1).

Dans le cas du Bel 20, les résultats sont plus favorables à la stratégie globale du MACD dont la moyenne et le Sharpe ratio surperforment de façon significative (c.à.d. à plus de 95%) ceux obtenus sur les séries bootstrappées à partir de la marche aléatoire ou du modèle AR(1). Par conséquent, le MACD semble mieux capturer la dynamique dans les rendements sur le Bel 20 que si l'on suppose la marche aléatoire ou le modèle AR(1) comme exact. Par contre, le modèle GARCH(1,1) apporte des résultats largement supérieurs aux deux autres modèles de génération des rendements. Il semble donc qu'en modélisant la dépendance présente dans le deuxième moment de la distribution, nous faisons mieux que la règle du MACD, que ce soit sur base de la moyenne ou du Sharpe ratio.

Lorsque les positions longues et courtes sont considérées séparément, les résultats pour le Nikkei 225 et l'Eurostoxx 50 ne changent pas. Pour le Bel 20, une stratégie basée uniquement sur les positions longues du MACD parvient à « battre » les trois modèles de génération de rendements, que ce soit sur base des rendements ou du Sharpe ratio. Par contre, les opérations de vente affichent une performance médiocre, les p -values étant largement supérieures au seuil habituel des 5%

Tableau 4 : MACD 12-26-9 ; 8-17-9: Tests de simulation pour le bootstrap Random Walk pour 1000 répliques

	Pourcentage d'observations simulées supérieures au MACD appliqué sur les observations initiales								
	Moyenne			Ecart-type			Sharpe Ratio		
	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente
Bel 20	2.00%	8.20%	8.80%	50.10%	62.50%	35.80%	2.70%	7.70%	10.90%
Nikkei 225	57.60%	52.00%	54.70%	43.40%	40.30%	48.90%	58.10%	53.50%	55.40%
Eu 50	66.10%	63.20%	61.10%	47.40%	51.20%	44.60%	67.30%	63.20%	62.50%

Tableau 5 : MACD 12-26-9 ; 8-17-9: Tests de simulation pour le bootstrap AR(1) pour 1000 répliques

	Pourcentage d'observations simulées supérieures au MACD appliqué sur les observations initiales								
	Moyenne			Ecart-type			Sharpe Ratio		
	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente
Bel 20	0.10%	2.80%	2.90%	48.80%	58.60%	34.80%	0.20%	2.30%	3.60%
Nikkei 225	54.40%	50.30%	54.90%	48.10%	42.40%	51.60%	55.20%	50.90%	53.00%
Eu 50	51.20%	49.30%	55.70%	49.50%	51.80%	43.20%	52.80%	50.00%	56.40%

Tableau 6 : MACD 12-26-9 ; 8-17-9: Tests de simulation pour le bootstrap GARCH(1,1) pour 1000 répliques

	Pourcentage d'observations simulées supérieures au MACD appliqué sur les observations initiales								
	Moyenne			Ecart-type			Sharpe Ratio		
	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente	Stratégie	Achat	Vente
Bel 20	67.50%	2.20%	99.50%	52.10%	24.50%	70.50%	65.00%	3.20%	97.30%
Nikkei 225	88.80%	32.90%	98.10%	66.20%	31.90%	83.30%	85.20%	35.70%	94.70%
Eu 50	99.30%	33.20%	99.90%	84.80%	36.00%	96.40%	99.10%	36.20%	99.80%

Quant au MACD asymétrique, il fournit des résultats similaires à la version symétrique dans le sens où le MACD asymétrique ne capture pas davantage de dynamique que les modèles de génération de rendements. Comme dans le cas du MACD symétrique, seules les positions longues sur le Bel 20 affichent une performance statistiquement supérieure, tant du point de vue de la moyenne des rendements que du Sharpe ratio.

5. Conclusion

Nos résultats indiquent que le MACD n'est pas une règle de trading qui, dans le cadre intra-journalier, délivre une performance, brute ou ajustée pour le risque, supérieure à celles des trois modèles de génération de rendements que sont la marche aléatoire, l'AR(1) et le GARCH(1,1). Même si le MACD fonctionne pour le Bel 20 lorsque seules les positions acheteuses sont prises en considération, cet indicateur reste peu fiable. Si le MACD était une règle de

trading robuste, il afficherait une performance similaire quelle que soit la nature des positions générées.

Brock, Lakonishok et LeBaron (1992) constatent également cette dichotomie entre positions longues et courtes dans leur étude. Il s'agit néanmoins de la seule conclusion commune à laquelle nous aboutissons. Alors que Brock, Lakonishok et LeBaron (1992) se focalisent sur le Dow Jones et concluent, sur base journalière, à une performance statistiquement supérieure d'indicateurs relativement simples comme les supports, résistances et moyennes mobiles, nous constatons qu'un indicateur plus sophistiqué, dont les paramètres ont été établis il y a une quarantaine d'années et ne sont donc pas sujet à la fouille de données, ne parvient pas à « battre », dans le cadre intra-journalier, les modèles de générations de rendements les plus classiques.

Il convient néanmoins d'ajouter que le processus de génération de rendements est par définition inconnu. Par conséquent, nos conclusions, comme celles de Brock, Lakonishok et LeBaron (1992), dépendent des hypothèses de départ. Enfin, de nombreux systèmes de trading plus sophistiqués existent aujourd'hui et peuvent éventuellement obtenir de meilleurs résultats que le MACD, même si la fouille de données est un problème plus préoccupant dans ce cas. A l'heure actuelle, aucune étude n'a véritablement testé la validité de tels systèmes de trading qui sont typiquement basés sur plusieurs indicateurs d'analyse technique. Sous la garantie de clauses strictes de confidentialité, les professionnels de marché autoriseront-ils un jour les universitaires à valider leur « proprietary models » ? Qui ne tente rien n'a rien.

Bibliographie

ALLEN, H. et TAYLOR, M.P. (1992), "The use of technical analysis in the foreign exchange market", *Journal of International Money and Finance*, 113, 301–314.

ALLEN, F. et KARJALAINEN, R. (1999), "Using genetic algorithms to find technical trading rules", *Journal of Financial Economics*, 51, 245–271.

APPEL, G. et HITSCHLER, F. (1980), *Stock Market Trading Systems*, Traders Press.

BESSEMBINDER, H. et CHAN K. (1998), "Market efficiency and the returns to technical analysis", *Financial Management*, 272, 5–13.

BROCK, W., LAKONISHOK, J., et LEBARON B. (1992), "Simple technical trading rules and the stochastic properties of stock returns", *Journal of Finance*, 48 (5), 1731-1764.

CARTER, R.B., et VAN AUKEN, H.E. (1990), "Security analysis and portfolio management: A survey and analysis", *Journal of Portfolio Management*, Spring, 81–85.

CORRADO, C.J. et LEE, S.H. (1992), "Filter rule tests of the economic significance of serial dependence in daily stock returns", *Journal of Financial Research*, 154, 369–387.

EFRON, B. et TIBSHIRANI, R. (1994), *An Introduction to the Bootstrap*, Chapman & Hall, New York, Etats-Unis.

HARRIS, M. (2003), "Trend Trading with Short-Term Patterns", *Active Trader Magazine*, June 2003, 31.

LUI, Y. et MOLE, D. (1998), "The use of fundamental and technical analysis by foreign exchange dealers: Hong Kong evidence", *Journal of International Money and Finance*, 17, 535–545.

LEE, D.D., CHAN, H., FAFF, R.W., KALEV, 2003. "Short-term contrarian investing - it is profitable - yes and no", *Journal of Multinational Financial Management*, 13, 385–404.

MALKIEL, B. (2006), *A Random Walk Down Wall Street*, 9th edition, Norton, New York.

OBERLECHNER, T. (2001), "Importance of technical and fundamental analysis in the European foreign exchange market", *International Journal of Finance and Economics*, 6, 81–93.

OLSON, D. (2004), "Have trading rule profits in the currency markets declined over time?" *Journal of Banking and Finance*, 28, 85–105.