

MAXIMIZAÇÃO DE LUCROS EM INVESTIMENTOS: UMA ABORDAGEM A PARTIR DO MACD COM EMPREGO DE ALGORITMOS GENÉTICOS E LÓGICA FUZZY

Frederico C. R. Marques¹, Rogério Martins Gomes¹ e Paulo E. M. de Almeida¹

¹Laboratório de Sistemas Inteligentes - CEFET-MG, Av. Amazonas, 7675 - Belo Horizonte - MG - Brasil - CEP 30510-000

Emails: frederico@lsi.cefetmg.br; rogerio@lsi.cefetmg.br; pema@lsi.cefetmg.br

Abstract – A new methodology for parameterization of the indicator of technical analysis of the financial market called moving Average Convergence-Divergence (MACD) is presented in this paper. A composition of the MACD involves the use of exponential moving averages that in turn use different time windows, tracking the trend of prices of securities and signaling the best moment of purchase and sale of shares. Using genetic algorithms was possible to find an optimal value of time window which produces better profits, when compared to the time window used in the literature. The use of Fuzzy logic has enabled the classification of the best moment of purchase and sale of shares, raising the security of each transaction, resulting in the increase of the rate of success. The methodology proposed was validated using the shares of Petrobras PETR4 in the period between February 2005 and August 2008, achieving a profit higher than usual parameterization.

Keywords – Genetic Algorithm, Fuzzy Logic, Financial Time Series.

Resumo – Uma nova metodologia de parametrização do indicador de análise técnica do mercado financeiro chamado Moving Average Convergence-Divergence (MACD) é apresentada neste artigo. A composição do MACD envolve o uso de médias móveis exponenciais que, por sua vez, utilizam janelas temporais diferentes, acompanhando a tendência dos preços dos valores mobiliários e indicando o melhor momento de compra e venda. Com o uso da técnica de algoritmos genéticos foi possível a escolha de janelas temporais que gerassem melhores lucros, quando comparados às janelas temporais utilizadas em diversas literaturas. A utilização de lógica fuzzy possibilitou a classificação das ordens de compra elevando a segurança de cada operação, traduzida no aumento da taxa de acerto. Para o trabalho aqui proposto entende-se com taxa de acerto a percentagem de operações de compra e venda que geraram rentabilidade positiva. A metodologia proposta foi validada utilizando as ações da Petrobras PETR4, no período entre novembro de 2006 e agosto de 2008, alcançando um lucro superior a parametrização usual.

Palavras-chave – Algoritmo Genético, Lógica Fuzzy, Séries Temporais Financeiras.

1. Introdução

A predição de dados em séries temporais é de extrema relevância para diversas áreas do conhecimento científico e vem sendo estudada desde o início do século XX quando alguns modelos matemáticos foram empregados. Até 1920, a predição de dados em séries temporais era basicamente realizada através da extrapolação dos dados por meio de um ajuste global no domínio do tempo. Entretanto, somente a partir de 1926 é que iniciou-se o que poderíamos chamar de moderna predição de séries, quando a técnica auto-regressiva foi publicada por Yule [1].

Na área financeira, a análise de séries temporais tem grande importância no estudo dos fenômenos sócio-econômicos [2] nos quais não se é possível determinar a dinâmica de evolução dos processos envolvidos em sua composição.

Muitos estudos têm sido desenvolvidos nesta área. Chen e colaboradores propuseram um modelo baseado em lógica fuzzy utilizando a sequência de Fibonacci e Ondas de Elliot na análise de duas séries temporais financeiras, a TSMC (Taiwan Semiconductor Manufacturing Company) e TAIEX (Taiwan Stock Exchange Capitalization Weighted Stock Index) [3]. Yu e colaboradores aplicaram técnicas de redes neurais artificiais e lógica fuzzy na previsão de valores da série de preços TAIEX [4]. Huang e

colaboradores descreveram em seu artigo a utilização de redes neurais artificiais na previsão de preços em uma série temporal financeira e as vantagens em se acoplar outros métodos de análise de séries temporais [5]. Rojas e colaboradores estudaram uma metodologia híbrida acoplando redes neurais artificiais e o modelo de séries temporais ARMA (Autoregressive Moving Average Model) [6].

É nesse contexto, que o presente trabalho propõe um método de parametrização, por meio de algoritmo genético, do indicador de análise técnica do mercado financeiro MACD (Moving Average Convergence-Divergence) e a utilização de um sistema de inferência fuzzy que possa maximizar o lucro de investimentos nas ordens de compra e venda desse indicador. O MACD foi desenvolvido na década de 60 por Gerald Apple e é formado pela subtração de duas médias móveis exponenciais com janelas de tempo diferentes. Essa linha é chamada linha do MACD e permite a leitura da tendência dos preços do valor mobiliário avaliado. Também faz parte do indicador MACD uma linha formada pela média móvel exponencial do próprio valor do MACD, chamada linha do Sinalizador. Essa linha permite a visualização do melhor momento de compra ou venda [7] [8].

De uma forma geral esse artigo está organizado da seguinte forma: a subseção 2.1 apresenta o indicador de análise técnica do mercado financeiro MACD. A subseção 2.2 apresenta os detalhes de construção do algoritmo genético utilizado na parametrização do tamanho das janelas de tempo do MACD. A subseção 2.3, por sua vez, mostra como a lógica fuzzy foi utilizada para classificar as ordens de compra, permitindo a realização de operações mais seguras e intuitivas e maximizando os lucros. A validação do modelo proposto foi realizada utilizando-se os valores de fechamento diário dos preços da ação preferencial da Petrobras PETR4 e é apresentada na subseção 3. A subseção 4 discute os resultados obtidos e, por fim, a subseção 5 conclui o artigo e apresenta as perspectivas de trabalhos futuros.

2. Metodologia

2.1 – MACD

De acordo com o Chen e colaboradores [7] e Alexander Elder [8] o MACD é construído como a seguir:

- Média móvel exponencial de 26 dias do preço das ações, chamada de média longa.
- Média móvel exponencial de 12 dias do preço das ações, chamada de média curta.
- Média móvel exponencial de 9 dias do próprio MACD, chamada de linha de sinalização.

A linha do MACD é obtida por meio da subtração da média móvel curta (12 dias) e da média móvel longa (26 dias) obtendo-se como resultado um valor que oscilará em torno de zero. As seguintes leituras podem ser extraídas desse resultado:

- MACD maior que zero: Neste caso a média móvel de 12 dias é maior que a média de 26. Isso significa que as expectativas mais recentes são mais favoráveis para alta das ações que as anteriores.
- MACD menor que zero: Neste cenário a média de 12 dias é menor que a de 26, mostrando um panorama mais relacionado a uma situação de baixa dos valores das ações.

As médias móveis podem ser representadas pela equação a seguir [7]:

$$E[i] = (1 - \alpha)E[i-1] + \alpha O[i] \quad (1)$$

onde $E [i]$ é o valor atual da média, $E[i-1]$ é o último valor obtido, $O[i]$ é o preço atual do valor mobiliário e α é um fator de amortização que varia entre 0 e 1.

Esse fator α pode ser representado pela equação a seguir:

$$\alpha = \frac{2}{P+1} \quad (2)$$

onde P é o período. Para o MACD, P representa as janelas de tempo 12, 26 e 9. Vale ressaltar que neste trabalho P não será tratado como período em dias, uma vez que poderá assumir valores reais.

O ajuste do MACD ocorre no fator α . Quando se utiliza um α com valor mais próximo de 1, o preço atual de fechamento diário do valor mobiliário influenciará de forma mais significativa o resultado obtido pela equação (1). Dessa forma, o indicador será mais ágil no que diz respeito ao acompanhamento da tendência de preços. Isto significa que a linha composta com um α maior responde com maior velocidade a pequenas variações na série de preços. No entanto, ao se utilizar um α mais próximo de 0 (zero), uma maior ênfase será dada ao último valor obtido da média, tornando a média mais estável em relação a perturbações oriundas da série de preços [7].

A linha de sinalização, por sua vez, é uma referência para se definir a entrada ou saída do mercado de ações (*timing*). A leitura desse indicador pode ser feita como a seguir:

- Sinal de compra: Um sinal de compra é gerado sempre que o MACD cruza para cima sua linha de sinalização.
- Sinal de venda: É gerado sempre que o MACD cruza para baixo sua linha de sinalização.

É importante ressaltar que o investidor poderá escolher qualquer período para as médias móveis que compõe o MACD [9]. Entretanto, os períodos de 12, 26 e 9 dias são os mais utilizados [10].

Desta forma, esse artigo, estuda o ajuste desses três parâmetros utilizados na construção do MACD por meio de algoritmos genéticos, como apresentado na próxima subseção.

2.2 - Codificação do Problema por Meio de Algoritmos Genéticos

Para a realização da tarefa de parametrização das médias móveis que compõe o MACD, utiliza-se neste trabalho uma abordagem baseada em algoritmo genético (AG). A estrutura de um algoritmo genético utilizada nesse trabalho pode ser generalizada por meio do pseudocódigo apresentado abaixo e o significado e os valores dos parâmetros utilizados podem ser vistos na tabela 1:

- 1 - [**Início**] Gere uma população aleatória de P cromossomas: X_{ki} , $i = 1, 2, \dots, P$, onde k é o número de variáveis de cada cromossomo ou genes.
- 2 - [**Adequação**] Avalie a adequação $f(x)$ de cada cromossoma X_{ki} , $i = 1, 2, \dots, P$.
- 3 - [**Nova população**] Crie uma nova população repetindo os passos seguintes até que uma nova população esteja completa:
 - 3.1 – **Seleção**: Selecione de acordo com sua adequação (melhor adequação, mais chances de ser selecionado) s cromossomas para a recombinação.
 - 3.2 – **Cruzamento**: Com a probabilidade c de cruzamento cruze os pais para formar a nova geração.
 - 3.3 – **Mutação**: com a probabilidade de mutação m altere os cromossomas da nova geração.
 - 3.4 – **Aceitação**: Insira a nova descendência na população.
- 4 - [**Substituição**] Utilize a nova população gerada para a próxima rodada do algoritmo.
- 5 - [**Teste**] Se a condição final foi atingida, pare e retorne a melhor solução da população atual.
- 6 - [**Repita**] Vá para o passo 2.

Parâmetros	Significado	Valor
<i>k</i>	Número de variáveis	5
<i>p</i>	Número de indivíduos	100
<i>g</i>	Número de gerações	500
<i>s</i>	Taxa de seleção	100%
<i>c</i>	Taxa de crossover	60%
<i>m</i>	Taxa de mutação	35%

Tabela 1 – Parâmetros do algoritmo genético utilizado neste trabalho com seus respectivos significados e valores.

Nesse artigo, cada candidato a solução pode ser representada como na Figura (1), na qual os índices **MC**, **ML** e **MS** são, respectivamente, os parâmetros de alisamento para a média curta, longa e do sinalizador da construção do MACD. Já os genes **a** e **c** são utilizados para ajuste das funções de pertinência fuzzy, como será apresentado na subseção 2.3 [10].



Figura 1 – Representação do cromossomo: **MC** representa o parâmetro para a média curta, **ML** média longa e **MS** média da linha do sinalizador. Os parâmetros **a** e **c** são referentes ao sistema de inferência fuzzy que será descrito na próxima seção.

A função objetivo do algoritmo genético implementado foi a maximização da expressão (3):

$$L[Total] = \sum_{i=1}^{op} L[i] \quad (3)$$

$$L[i] = \frac{(PV - PC)100}{PC} \quad (4)$$

Na expressão (3) foram somados os rendimentos percentuais obtidos em cada operação de compra e venda realizada de acordo com o MACD, utilizando cada um dos parâmetros fornecidos por cada um dos indivíduos gerados em cada geração do algoritmo genético. Logo *op* é o número de operações realizadas ao longo da série estudada. Por sua vez, os rendimentos percentuais de cada operação, realizada ao longo da série de treinamento, são obtidos na equação (4), onde *PV* é o preço de venda e *PC* é o preço de compra do ativo mobiliário.

Esse artigo propõe ainda, a partir da parametrização dos intervalos das médias móveis do MACD, a filtragem das operações de compra de ações classificadas como inseguras por meio da teoria dos conjuntos fuzzy.

2.3 - Filtragem de Operações com Emprego de lógica Fuzzy

A teoria dos conjuntos fuzzy tem como objetivo principal a solução de problemas que envolvem termos linguísticos [11]. Nos conjuntos fuzzy cada elemento é definido por uma função que descreve o grau de pertinência desse elemento em um conjunto contido dentro de um universo de discurso pré-dado.

Para o problema de otimização do MACD, a teoria dos conjuntos fuzzy foi utilizada como um filtro que tem a função de classificar as ordens de compra emitidas pelo indicador de análise técnica.

Dessa forma, ordens de compra com grau de segurança abaixo do previsto pelo investidor não são realizadas gerando uma possibilidade de ajuste entre a rentabilidade e a taxa de acerto. Entende-se como taxa de acerto o percentual de operações de compra e venda que obtiveram rendimento positivo. Essa classificação se dá por meio de cinco etapas: Definição das partições fuzzy no conjunto universo (conjuntos fuzzy de classificação da tendência), conversão escalar-fuzzy das observações da série temporal, definição dos conjuntos fuzzy de classificação das ordens de compra, definição das relações entre os conjuntos fuzzy representantes da classificação das tendências e representantes da classificação das ordens de compra, conversão fuzzy-escalar e avaliação do resultado da máquina de inferência.

Para a utilização do sistema fuzzy aqui proposto, se faz necessário a definição dos intervalos linguísticos que definem as partições fuzzy no conjunto universo. Essas partições classificam a tendência dos preços na serie temporal e são apresentadas nas Figuras 2(a) e 2(b). Os termos linguísticos foram definidos conforme as indicações do próprio MACD em: Negativo, Zero e Positivo.

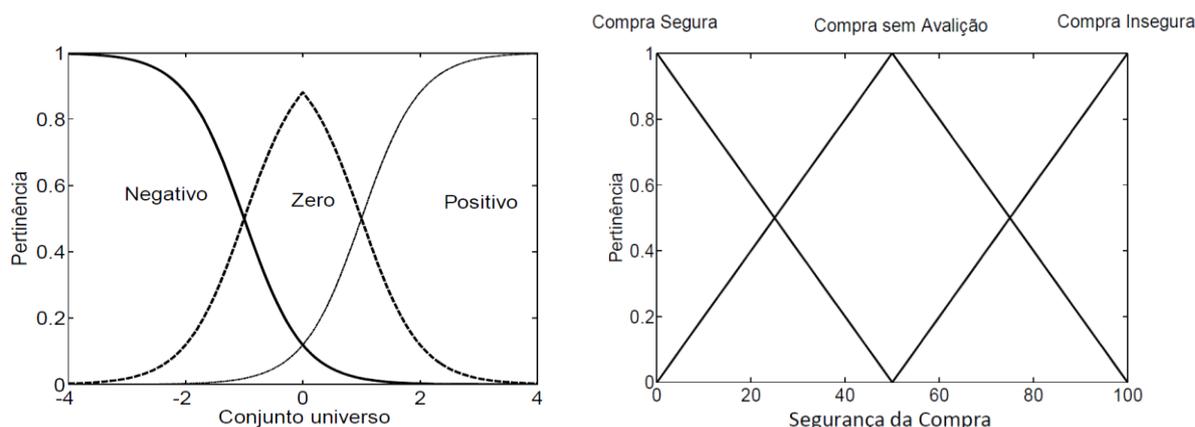


Figura 2a e 2b – Partições fuzzy definidas no conjunto universo para a variável de entrada e saída respectivamente.

A função de pertinência escolhida foi do tipo sigmoidal devido a flexibilidade de modificação do espaço que cada partição ocupa no conjunto universo de discussão. Isso ocorre com a modificação dos parâmetros *a* e *c* presentes na equação (5). A escolha desses parâmetros é descrita na seção anterior e é uma das funções do algoritmo genético.

$$\mu(MACD) = \frac{1}{1 + e^{-a(MACD-c)}} \quad (5)$$

A resposta desse processo de classificação de tendência, também chamado de fuzzificação, é um vetor com as pertinências, dado um valor de MACD, em cada um dos conjuntos na Figura 2(a).

Dando seguimento a metodologia aqui proposta, foram definidas três partições para a variável de saída compra: Compra segura, Compra sem avaliação e Compra insegura.

As funções de pertinência utilizadas nesta etapa foram triangulares, devido a simplicidade de implementação e estão representadas na Figura 2(b).

As regras da máquina de inferência fuzzy são:

- SE MACD = negativo ENTÃO Compra = segura;
- SE MACD = zero ENTÃO Compra = sem avaliação;
- SE MACD = positivo ENTÃO compra = insegura

A defuzzificação utilizada foi do tipo centróide e pode ser demonstrada na equação 6.

$$C = \frac{PMCS * ACS + PMCSI * ACSI + PMCI * ACI}{ACS + ACSI + ACI} \quad (6)$$

onde:

- C = centróide;
- $PMCS$ = ponto médio da compra segura;
- ACS = área da compra segura;
- $PMCSI$ = ponto médio da compra sem avaliação;
- $ACSI$ = área da compra sem avaliação;
- $PMCI$ = ponto médio da compra insegura;
- ACI = área da compra insegura.

A equação (6) retorna um valor entre 0 e 100. A compra é avaliada de modo que só será efetuada se o valor do centróide for menor que um parâmetro pré-estabelecido sendo esse valor, estudado empiricamente. Com o intuito de melhor avaliar a contribuição efetiva do sistema fuzzy foi analisado também o fator de acerto. Entende-se por acerto como sendo qualquer operação de compra e venda que gere lucro positivo. Logo a taxa de acerto pode ser representada pela equação (7):

$$TA = \frac{QA}{QT} \quad (7)$$

onde, TA é a taxa de acerto, QA é a quantidade de operações de compra e venda realizadas com rendimento positivo e QT é a quantidade total de operações realizadas ao longo da série de dados.

3. Resultados

Para demonstrar a eficiência da metodologia aplicada ao problema de maximização de lucro em questão, utilizou-se, no processo de validação do sistema implementado, os preços de fechamento diário da ação preferencial da Petrobras PETR4, no período entre fevereiro de 2005 e agosto de 2008 conforme detalhamento de operações apresentado na Figura (3).

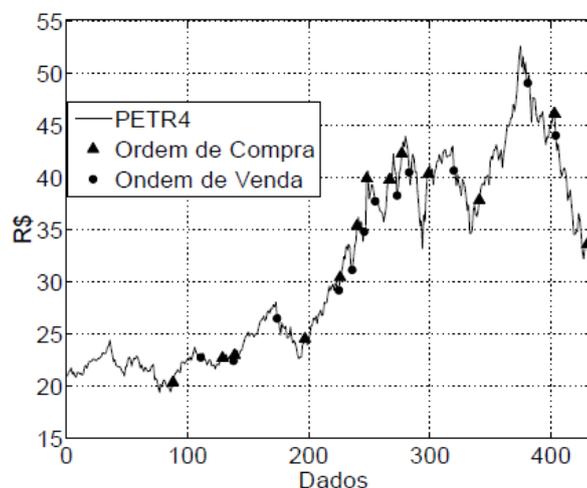


Figura 3 – Representação das ordens de compra e venda indicadas ao longo da serie de dados.

A série original apresentada na Figura (3) foi dividida em duas partes, sendo, a primeira parte utilizada para treinamento e a segunda parte utilizada para validação do modelo conforme mostrado na Figura (4).

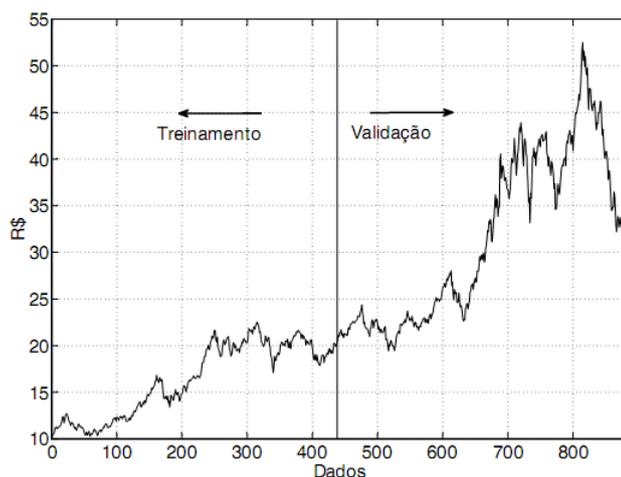


Figura 4 – Série dos preços de fechamento diário da ação da Petrobras, PETR4, dividida em treinamento e validação.

A primeira simulação efetuada utilizou o algoritmo genético sem a restrição imposta pela lógica fuzzy. A Tabela 2 apresenta os resultados obtidos.

Resultados do Treinamento - Algoritmo Genético Sem Inferencia Fuzzy							
Conjunto de Iterações	Média curta	Média longa	Média sinal	Centróide	Rendimento (%)	Número de operações	Taxa de acerto (%)
1	17,38268	25,75808	15,84564	100	91,28	6	83,33
2	16,88436	25,95126	16,22558		91,28	6	83,33
3	15,11278	21,34868	22,02957		90,93	6	83,33
4	15,19847	24,96808	18,65101		91,28	6	83,33
5	18,58415	25,24817	15,13457		91,28	6	83,33
6	16,70186	25,06628	17,06761		91,28	6	83,33
7	17,65580	25,37618	15,81564		91,28	6	83,33
8	15,28111	19,06612	24,49839		91,28	6	83,33
9	17,91616	25,34848	15,59156		91,28	6	83,33
10	17,86077	25,52713	15,58512		91,28	6	83,33
Média	16,85781	24,36585	17,64447	100	91,24	6	83,33
Desvio padrão	1,20	2,16	3,01	0	0,10	0	0
Resultados da Validação							
Conjunto de Iterações	Média curta	Média longa	Média sinal	Centróide	Rendimento (%)	Número de operações	Taxa de acerto (%)
1	16,857814	24,3658455	17,6444693	100	66,67	10	40,00
2	17,38268	25,758083	15,845644	100	72,29	10	40,00
3	15,281114	19,066124	24,498388	100	72,29	10	40,00

Tabela 2 – Resultados obtidos na simulação sem a utilização da lógica Fuzzy. Na parte de treinamento os campos intitulados Conjunto de Iterações representam cada um dos conjuntos de simulações realizadas. No primeiro conjunto de iterações da parte de validação foram utilizadas as médias das soluções encontradas em cada um dos conjuntos de iterações da fase de treinamento. No segundo conjunto de iterações foi escolhido, aleatoriamente, uma das melhores soluções encontradas no conjunto de iterações da fase de treinamento (Solução 1 da fase de treinamento). No terceiro conjunto de iterações da etapa de validação, foi utilizada a solução 8 da fase treinamento, que tem a particularidade de apresentar uma janela temporal para a média de sinalização maior que para a média longa. O parâmetro centróide indica a relação entre a lógica fuzzy e a segurança de compra.

A segunda simulação efetuada utilizou o algoritmo genético com a restrição imposta pela lógica fuzzy. A Tabela 3 apresenta os resultados obtidos.

Resultados do Treinamento - Algoritmo Genético Com Inferência Fuzzy									
Conjunto de Iterações	Média curta	Média longa	Média sinal	Parametro a	Parametro c	Centróide	Rendimento (%)	Número de operações	Taxa de acerto (%)
1	49,86213	49,84446	49,99306	2,74336	3,36911	50	65,90	4	100,00
2	49,82951	49,70816	49,93886	1,52163	3,51598		64,94	4	100,00
3	49,26521	49,26444	49,68400	3,23590	2,87446		75,06	6	100,00
4	49,88132	49,36552	49,84025	2,26165	1,82597		64,94	4	100,00
5	49,42493	49,07845	49,91185	2,28325	2,00656		61,29	4	100,00
6	49,33354	47,19840	49,20137	1,85890	2,59751		59,77	4	100,00
7	49,94032	49,87541	49,90271	2,16403	2,56201		64,94	4	100,00
8	48,99183	48,98375	49,74156	3,68740	2,06124		63,47	4	100,00
9	49,99883	49,09715	49,93638	1,58997	2,46141		64,94	4	100,00
10	49,61864	49,48838	49,95614	1,74736	3,51144		64,94	4	100,00
Média	49,61462	49,19041	49,81062	2,30935	2,67857	50	65,02	4,2	100,00
Desvio padrão	0,33	0,73	0,22	0,68	0,59	0	3,82	0,60	0
Resultados da Validação - Algoritmo Genético Com Inferência Fuzzy									
Conjunto de Iterações	Média curta	Média longa	Média sinal	Parametro a	Parametro c	Centróide	Rendimento (%)	Número de operações	Taxa de acerto (%)
1	49,6146247	49,1904135	49,8106184	2,30934537	2,6785693	50	43,57	3	100,00
2	49,265213	49,26444	49,684	3,235896	2,874456	50	45,93	4	100,00

Tabela 3 – Resultados obtidos na simulação com a utilização da lógica Fuzzy. No primeiro conjunto de iterações da etapa de validação foram utilizadas as médias das soluções encontradas em cada um dos conjuntos de iterações da fase de treinamento. No segundo conjunto de iterações foi escolhida a melhor solução encontrada no conjunto de iterações da fase de treinamento.

4. Discussão

Para comparar a metodologia utilizada foram realizadas simulações com a configuração usual do MACD (MC=12, ML=26, MS=9), a configuração otimizada mostrada em [8] (MC=5, ML=34, MS=7) e com os melhores resultados obtidos nas Tabelas 2 e 3. Os resultados são apresentados na Tabela 4.

Resultados da Validação							
Conjunto de Iterações	Média curta	Média longa	Média sinal	Centróide	Rendimento (%)	Número de operações	Taxa de acerto (%)
1	12	26	9	100	57,94	12	50,00
2	5	34	7	100	32,37	20	45,00
3	15,281114	19,066124	24,498388	100	72,29	10	40,00
4	49,265213	49,26444	49,684	50	45,93	4	100,00

Tabela 4 – Comparação dos resultados obtidos. No primeiro conjunto de iterações estão apresentados os resultados obtidos com a configuração usual do MACD apresentada em Correia (2003). No segundo conjunto de iterações estão apresentados os resultados obtidos com a configuração usual do MACD apresentada em Elder (1993). No terceiro e quarto conjunto de iterações estão apresentados os melhores resultados obtidos com o sistema proposto neste artigo.

Avaliando os resultados referentes ao rendimento por operações é possível observar que a metodologia proposta nesse artigo foi mais lucrativa que as configurações usuais do MACD, apresentando lucros de aproximadamente 7% e 11,5% por operação (Conjunto de iterações 3 e 4 da Tabela 4). As configurações usuais, por sua vez, apresentaram lucros de aproximadamente 4,8% e 1,6% por operação (Conjunto de iterações 1 e 2 da Tabela 4). É importante ressaltar que este trabalho não considera as taxas de corretagem, entretanto, para operações reais quanto maior a lucratividade por operação, menor será o peso de encargos com taxas inerentes às operações.

Avaliando a taxa de acerto, que representa o percentual de operações de compra e venda que tiveram rendimento positivo, o sistema, utilizando algoritmos genéticos sem a inferência fuzzy, apresentou uma taxa de acerto menor que as apresentadas pelas outras configurações, demonstrando ser, apesar do maior lucro final, a metodologia mais arriscada na busca por melhores rendimentos. Já com o sistema de inferência fuzzy, o sistema se tornou mais seguro, acertando 100% das operações realizadas. Dessa forma, o sistema fuzzy age como um filtro permitindo que os investidores possam traçar graus de confiança no sistema.

5. Conclusão

Este artigo apresenta uma nova metodologia de parametrização do indicador técnico MACD por meio de algoritmos genéticos e lógica fuzzy.

Os resultados obtidos revelam que essa metodologia pode ser usada com sucesso, gerando lucros superiores quando comparados às duas configurações usuais descritas na literatura [8][10]. Como trabalho futuro pretende-se acoplar outros indicadores de análise técnica, também parametrizados com essa metodologia, além de um estudo mais elaborado de estratégias de investimento, proporcionando a utilização deste sistema em situações de investimento real. Pretende-se também um estudo mais elaborado na parte do sistema fuzzy que proporcionará uma melhor regulação da relação entre lucratividade e segurança da operação.

Agradecimentos: Os autores agradecem a valiosa colaboração da FAPEMIG pelo apoio individual concedido, ao Laboratório de Sistemas Inteligentes – CEFETMG pelo suporte técnico e infra-estrutura disponibilizada e ao CEFETMG por tornar esse trabalho possível.

Referências:

- [1] M. C. F. de Castro, Predição não-linear de séries temporais usando redes neurais RBF por decomposição em componentes principais, **Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP**(2007).
- [2] C. W. S. Chen, F. C. Liu, and M. K. P. So, Heavy-tailed-distributed threshold stochastic volatility models in financial time series, **Australian & New Zealand Journal of Statistics**, 50(2008), 29-51.
- [3] T. L. Chen, C.-H. Cheng, and H. J. Teoh, Fuzzy time-series based on Fibonacci sequence for stock price forecasting, **Physica A**, 380(2007), 377-390.
- [4] T. H. K. Yu, and K. H. Huarng, A bivariate fuzzy time series model to forecast the TAIEX, **Expert Syst. Appl.**, 34(2008), 2945-2952.
- [5] W. Huang, K. K. Lai, and Y. Nakamori, Neural networks in finance and economics forecasting, **International Journal of Information Technology & Decision Making**, 6(2007), 113-140.
- [6] I. Rojas, O. Valenzuela, F. Rojas, A. Guillén, L. J. Herrera, H. Pomares, L. Marquez, and M. Pasadas, Soft-computing techniques and ARMA model for time series prediction, **Neurocomputing**, 71(2008), 519-537.
- [7] Y.-M. Chen, T. Y. Chung, M.-Y. Lai, and C. H. Hsu, MACD-Based Motion Detection Approach in Heterogeneous Networks, **Journal of Comparative Neurology**, 2008(2008).
- [8] A. Elder, Wiley, J. (ed.) Trading for a living: psychology, trading tactics, money management, New York, 1993.
- [9] C. A. Debastiani, Novatec (ed.), Análise Técnica de Ações, Brasil, 2008.
- [10] J. S. Correia, Novatec (ed.), Operando na Bolsa de Valores Utilizando Análise Técnica, Brasil, 2008.
- [11] L. A. Zadeh, Fuzzy Sets, **Information and Control**, 1965, 338-353