# 9
# Referências bibliográficas


AMIN, K. 1993. Option Valuation with Systemathic Stochastic Volatility. The Journal of Finance, Volume 48, Issue 3.

BLACK, F. & SCHOLES, M. The pricing of options and corporate liabilities. *Journal of political economy*. v. 81, 1973.

BERNSTEIN, P. 1996. Against the Gods: The Remarkable Story of Risk. John Wiley & Sons. New York, NY.

BESSADA, O.; BARBEDO, C. e ARAÚJO, G. 2007. Mercado de Derivativos no Brasil. Editora Record.

BODIE, K.M. 2005. Investments. Irwin/McGraw-Hill International, 6th Edition.

BOLLERSLEV, T. 1986. Generalized Autoregressive Conditional Heterocedasticity, *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.

BRAGA, A. de P.; CARVALHO, A.P. de L. e LUDERMIR, T.B. Fundamentos de Redes Neurais Artificiais; 11° Escola de Computação - Rio de Janeiro. DCC/IM, COOPE/Sistemas, NCE/UFRJ, 1999.

BURGHART, G. & LANE, M. 1990. How to Tell If Options Are Cheap. *Journal of Portfolio Management*, 16:72-78.

CAPOCCI, D. 2007. The Sustainability in Hedge Fund Performance: Neu Insights. HEC-ULg Management School, University of Liege, France.

CASTRO, J. 2008. Otimização da Performance de um Portfólio de Ativos e Opções Reais utilizando a Medida Omega. Tese de Doutorado, PUC-Rio.

DAMODARAN, A. Investment Valuation: Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset. Editora John Wiley & Sons, 2ª Edição, 2002.

ENDERS, W. 2004. Applied Econometric Time Series. John Wiley & Sons. Second Edition.

ENGLE, R.F. 1982. Autoregressive Conditional Heterocedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation. *Econometrica*, 50, 987-1008.

FADLALLA & LIN. 2001. An Analysis of Applications of Neural Networks in Finance. *Interfaces* 31.

FARIA, E.; ALBUQUERQUE, M.P.; GONZALEZ, J.; CAVALCANTE, J. & ALBUQUERQUE, M.P. 2009. Predicting the Brazilian stock market through neural networks and adaptive exponential smoothing methods. *Expert Systems with Applications*, 36.

FERREIRA, F. e RIBEIRO, C. 2006. Gestão de Carteiras de Investimento com Opções. Universidade de São Paulo. XIII SIMPEP.

FLETCHER, R. 2000. Pratical Methods of Optimization. John Wiley & Sons, Inc. University of Dundee, Scotland.

HAUPT, R. & HAUPT, S. 2004. Practical Genetic Algorithms. 2nd Edition. John Wiley & Sons, Inc.

HAYKIN, S. 2000. Redes Neurais - Princípios e pratica; 2° edição; editora Bookman.

HESTON, S. 1993. A Closed-Form Solution for Options with Stochastic Volatility with Applications to Bond and Currency Options. *The Review of Financial Studies*, Vol. 6, Number 2.

HOLLAND, J. Genetic algorithms. *Scientific American*, July 1992, p. 66-72.

HULL, J. Options, futures and other derivative securities. Englewood Cliffis: Prentice Hall. 1997.

HULL, J. & WHITE, A. 1987. The Pricing of Options on Assets with Stochastic Volatilities. *Journal of Finance*, 42.

Morgan, J.P. RiskMetrics. *Tecnhical Document*, New York, 1996.

KAZEMI, H.; SCHNEEWEIS, T. & GUPTA, R. 2003. Omega as a Performance Measure. Isenberg School of Management, University of Massachusetts, Amherst.

KEATING, C. & SHADWICK, W.F. 2002. A Universal Performance Measure. *The Finance Development Centre*, London.

KELLEY, C. 2003. Solving Nonlinear Equations with Newton's Method. Society for Industrial and Applied Mathematics. Philadelphia, USA.

KIM, M.J.; MIN, S.H. & HAN, I. 2006. An evolutionary approach to the combination of multiple classifiers to predict a stock price index. *Expert Systems with Applications*, 31.

KO, P.C. & LIN, P.C. 2006. An evolution-based approach with modularized evaluations to forecast financial distress. *Knowledge-Based Systems*, 19.

KOVÁCS, Z. 2006. Redes Neurais Artificiais, Fundamentos e Aplicações. Quarta Edição. Editora Livraria da Física.

LAZO, J.G.L. 2000. Sistema Híbrido Genético-Neural para Montagem e Gerenciamento de Carteiras de Ações. Dissertação de Mestrado, PUC-Rio.

LI, D. & NG, W.L. 2000. Optimal Dynamic Portfolio Selection: Multi-Period Mean-Variance Formulation. *Mathematical Finance*, 10.

MARKOWITZ, H. 2001. Portfolio Selection: Efficient Diversification of Investments. 2nd edition. John Wiley & Sons, Inc. Massachussetts, USA.

MERTON, R. 1971. Optimum Consumption and Portfolio Rules in a Continuous-Time Model. *Journal of Economic Theory*, 3.

MERTON, R. 1973. Theory of Rational Option Pricing. *Bell Journal of Economics and Management Science*.

MOSSIN, J. 1968. Optimal Multi-Period Portfolio Policies. *Journal of Business*, 41.

NAG, A.K. & MITRA, A. 2001. Forecasting daily foreign exchange rates using genetically optimized neural networks. *Journal of Forecasting*, Chichester, 21.

NATENBERG, S. 1994. Option Volatility & Pricing. McGraw-Hill.

O'CONNOR, N. & MADDEN, M.G. 2006, September. A neural network approach to predicting stock exchange movements using external factors. *Knowledge-Based Systems*, 19

PLISKA, S. 1986. A Stochastic Calculus Model of Continuous Trading: Optimal Portfolios. *Mathematics of Operations Research*, 11.

RAO, S. 1996. Engineering Optimization Theory and Practice. Third Edition. John Wiley & Sons, Inc. Purdue University, Indiana, USA.

SHARPE, W. 1966. Mutual Fund Performance. *Journal of Business*, 39: 119-138.

SORTINO, F. & PRICE, L. 1994. Performance Measurement in a Downside Risk Framework. *Journal of Investing*, 3: 59-65.

SINCLAIR, E. 2008. Volatility Trading. John Wiley & Sons, Inc.

SIVANANDAM, S.N. & DEEPA, S.N. 2008. Introduction to Genetic Algorithms. *Springer Berlin Heidelberg*, New York.

VELLASCO, M.M.B.R. e PACHECO, M.A.C. 2007. Sistemas de Apoio a Decisão: Análise Econômica de Projetos de Desenvolvimento de Campos de Petróleo sob Incerteza. Editora PUC-Rio.

VORST, T. Optimal Portfolios under a Value at Risk Constraint. Erasmum University Rotterdam.

WHITE, R.C. A Survey of Random Methods for Parameter Optimization. Simulation. November 1971, Technological University Eindhoven, Netherlands vol. 17, no. 5, p. 197-205.

WIKIPEDIA. Moving Average. http://en.wikipedia.org/wiki/Moving_average.

YOUNG, T.W. 1991. Calmar Ratio: A Smoother Tool, Futures (magazine).

# 10 Apêndices

## 10.1 Apêndice 1: Método de Newton-Raphson

"Em análise numérica, o método de Newton-Raphson, atribuído a Sir Isaac Newton e Joseph Raphson, tem o objetivo de estimar as raízes de uma função" (Kelley 2003). Este é considerado por muitos autores o melhor método para encontrar sucessivas e melhores aproximações de raízes (ou zeros) de uma determinada função real. A convergência frequentemente é rápida, em especial se a estimativa inicial está "suficientemente próximo" da raiz da função.

Algoritmo:
Trabalha-se com uma expansão da função f(y) em torno da raiz, onde essa expansão em torno de um ponto y=x é dada pela Eq. (43):

$$F(y) = f(x) + (y - x) f'(x) + (y - x)^2 f''(x)/2$$ **Eq. (43)**

Pode-se usar esta aproximação para calcular o valor da função para a raiz α. Desprezando-se os termos a partir de segunda ordem, obtém-se a Eq. (44):

$$f(\alpha) = f(x) + (\alpha - x) f'(x)$$ **Eq. (44)**

Como f(α)= 0, tem-se a seguinte aproximação, Eq. (45):

$$\alpha = x - \frac{f(x)}{f'(x)}$$ **Eq. (45)**

Com o método de Newton-Raphson, usando esta equação de forma iterativa, se obtêm aproximações sucessivas da raiz (Figura 48).

$$x_{i+1} = x_i - \frac{f(x)}{f'(x)}$$ **Eq. (46)**

A Eq. (46) também é chamada de "forma tangente". Se a forma algébrica de f(x) for conhecida, f'(x) também pode ser conhecida a priori, permitindo o uso deste método. Quando a derivação se torna muito complicada, pode-se usar uma aproximação da derivada, como a Eq. (47):

**Eq. (47)**

A "forma secante" de Newton-Raphson é obtida substituindo esta aproximação, obtendo a Eq. (48) :

**Eq. (48)**

A diferença entre ambas as equações é que para a primeira iteração, na Eq.(48), são necessários dois valores iniciais.

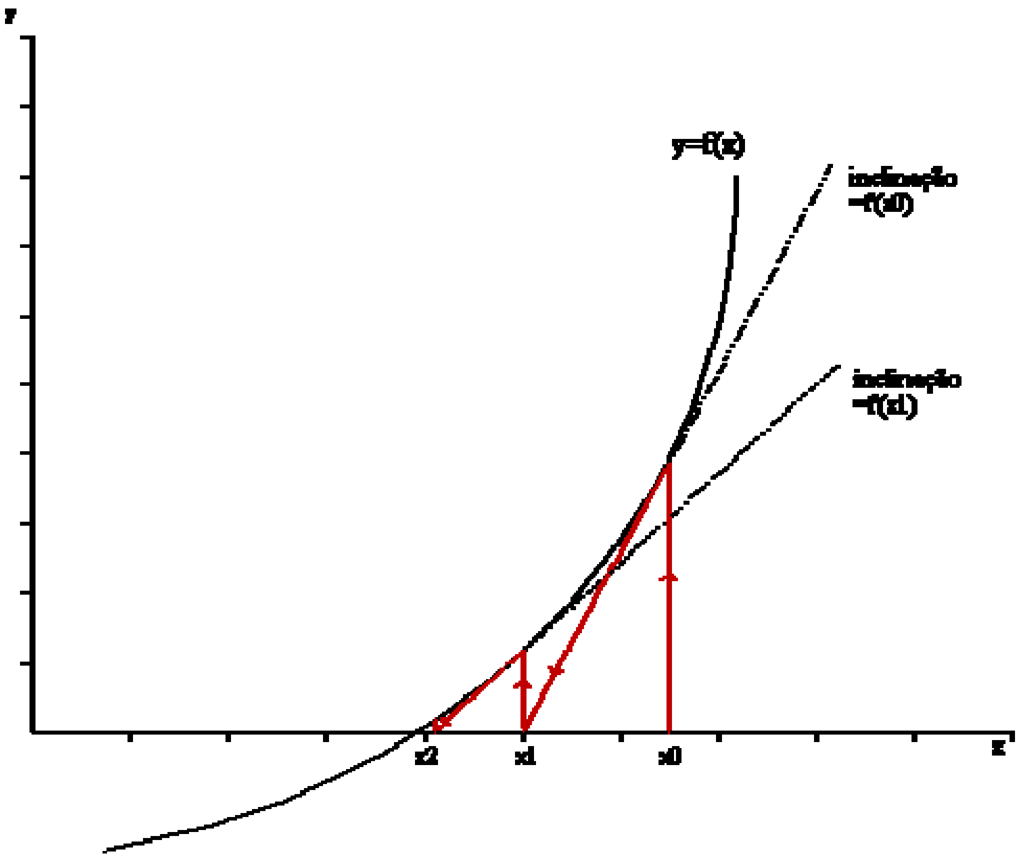


Figura 48 – Exemplo das iterações do Método de Newton

## 10.2
## Apêndice 2: *Moneyness* de uma opção financeira

Em finanças, *moneyness* é uma medida da probabilidade de que um derivativo tem de ter algum valor financeiro na data do seu vencimento. Ele pode ser medido em percentual de probabilidade, ou em desvios-padrão. (Bessada, Barbedo e Araujo, 2007)

Pode-se definir moneyness então da seguinte forma, Eq. (49):

$$m = \frac{\ln(S/K) + rT}{\sigma\sqrt{T}} \quad \textbf{Eq. (49)}$$

Onde:

**S** é o preço atual do ativo

**K** é o preço de exercício da opção

**r** é a taxa de juros livre de risco

**T** é o tempo para o exercício

**σ** é a volatilidade

Opções At-the-money (no dinheiro): "Uma opção é dita no dinheiro quando o seu preço de exercício é o mesmo que o preço atual do ativo" (Hull, 1997). Essa opção não tem nenhum valor intrínseco, somente temporal. O moneyness de uma opção no dinheiro é zero.

Opções In-the-money (dentro do dinheiro): Uma opção é dita "dentro do dinheiro" quando o seu preço de exercício é menor que o valor atual do ativo para uma CALL (a relação para a PUT é inversa). Essa opção tem alta probabilidade de ter valor financeiro no seu vencimento. O moneyness é positivo para uma CALL dentro do dinheiro (negativo para PUT).

Opções Out-of-the-money (fora do dinheiro): Uma opção é dita "fora do dinheiro" quando o seu preço de exercício é maior que o valor atual do ativo para uma CALL (a relação para a PUT é inversa). Essa opção tem baixa probabilidade de ter valor financeiro no seu vencimento. O moneyness é negativo para uma CALL dentro do dinheiro (positivo para PUT).

## 10.3
## Apêndice 3: Cone de Volatilidade

"O objetivo de um cone de volatilidade é ilustrar as faixas de volatilidade verificadas no passado para diferentes períodos de análise" (Burghart, Lane, 1990). Cones de volatilidade servem como benchmark para visualizar se a volatilidade atual do ativo está alta ou baixa em relação ao seu histórico.

Pode-se ver abaixo na Figura 49 um exemplo de um cone de volatilidade do ativo BBDC4 formado no dia 20/09/2007. Para a construção do cone abaixo utilizou-se as volatilidades máximas, mínimas e médias realizadas nos 6 meses anteriores para períodos de cálculo de 15 dias, 30 dias, 45 dias e 60 dias.

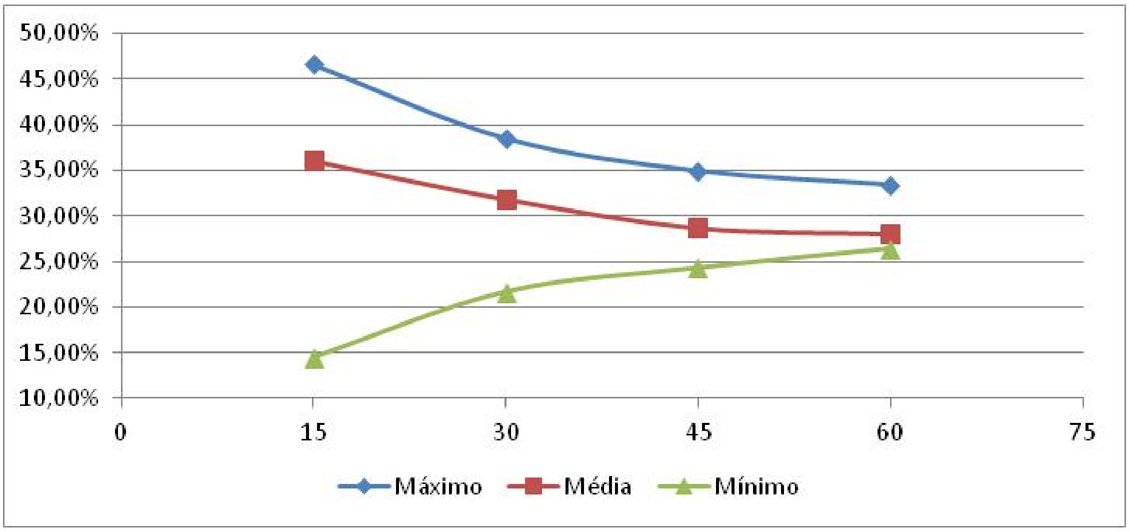


Figura 49 – Exemplo de Cone de volatilidade para o ativo BBDC4 no dia 20/09/2007

Quando ilustrado graficamente pode-se ver porque esse método é chamado de "cone", alguns estudos traçam também certos percentis da volatilidade para cada período de cálculo. O cone mostra a tendência que volatilidades de curto prazo têm de oscilar mais do que volatilidades de longo prazo.

O cone de volatilidade dá mais informação do que uma previsão de um simples ponto específico de volatilidade no tempo, quando se compara com a volatilidade implícita de uma opção. Achar que a volatilidade implícita de uma opção a 17% está sobre-avaliada quando se têm uma previsão por GARCH de 13% pode não fazer tanto sentido quando se constrói um cone e verifica-se que a volatilidade histórica variou entre 10% e 25% nos últimos 6 meses. Considerando a característica de reversão a média da volatilidade, uma estratégia mais sensata seria considerar uma volatilidade implícita sobre-avaliada quando a mesma está acima do 80% percentil e sub-avaliada quando está abaixo do 20% percentil do cone de volatilidade, por exemplo.

## 10.4
## Apêndice 4: Gregas das Opções

A seguir apresentamos as diversas medidas de sensibilidade das opções, as letras gregas, de acordo com Bessada, Barbedo e Araujo (2007).

- Delta: Variação no preço da opção dada uma variação de R$1,00 no preço do ativo objeto. O delta também é a probabilidade de exercício da opção, logo quanto mais "dentro do dinheiro" maior o delta.
- Gamma: Mede a variação do Delta em relação à variação de R$1,00 no preço do ativo-objeto.
- Vega: Mede a variação do preço da opção dada uma variação de 1% na volatilidade.
- Theta: Mede quanto o preço da opção perde por dia com o decorrer do tempo até o vencimento (um dia).
- Rho: Mede a variação do prêmio da opção em relação a variação de 1% na taxa de juros.



## 10.5
## Apêndice 5: Curvas de Evolução das Otimizações

Nas figuras 50, 51 e 52 podemos ver as curvas de evolução das otimizações das carteiras por algoritmos genéticos, com as três funções objetivo diferentes, para o estudo de caso 2 com custos operacionais. As otimizações são pausadas quando se alcança o número máximo de ciclos, mesmo se uma convergência total não for alcançada.

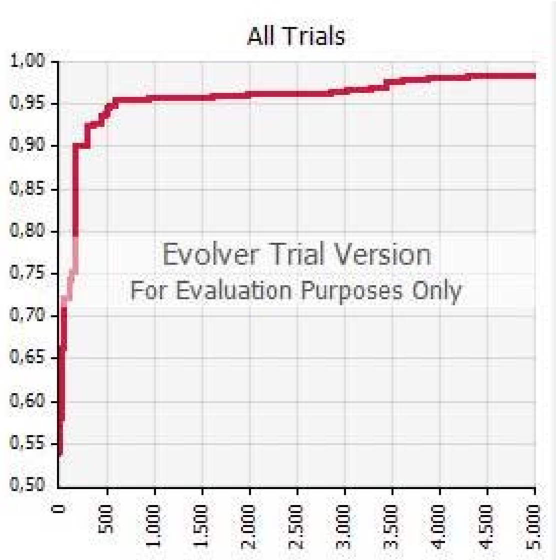


Figura 50 – Evolução do resultado da carteira otimizada pela função Probabilidade Máxima

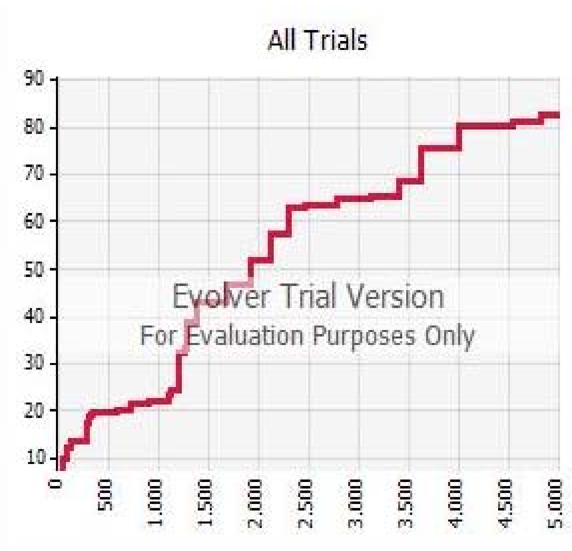


Figura 51 – Evolução do resultado da carteira otimizada pela função Probabilidade Área Total

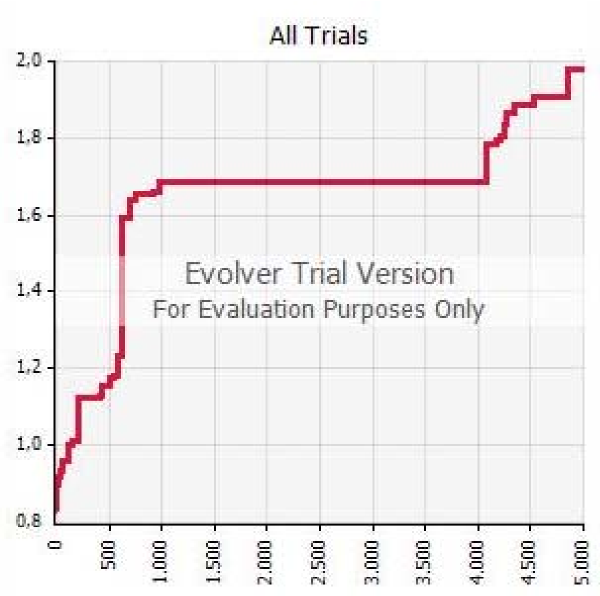


Figura 52 – Evolução do resultado da carteira otimizada pela função Omega

## 10.6
## Apêndice 6: Histórico do IBOVESPA

Na figura 53 temos o gráfico do histórico de fechamentos diários do IBOVESPA de Janeiro de 2005 até Julho de 2010, período utilizado para o desenvolvimento deste trabalho.

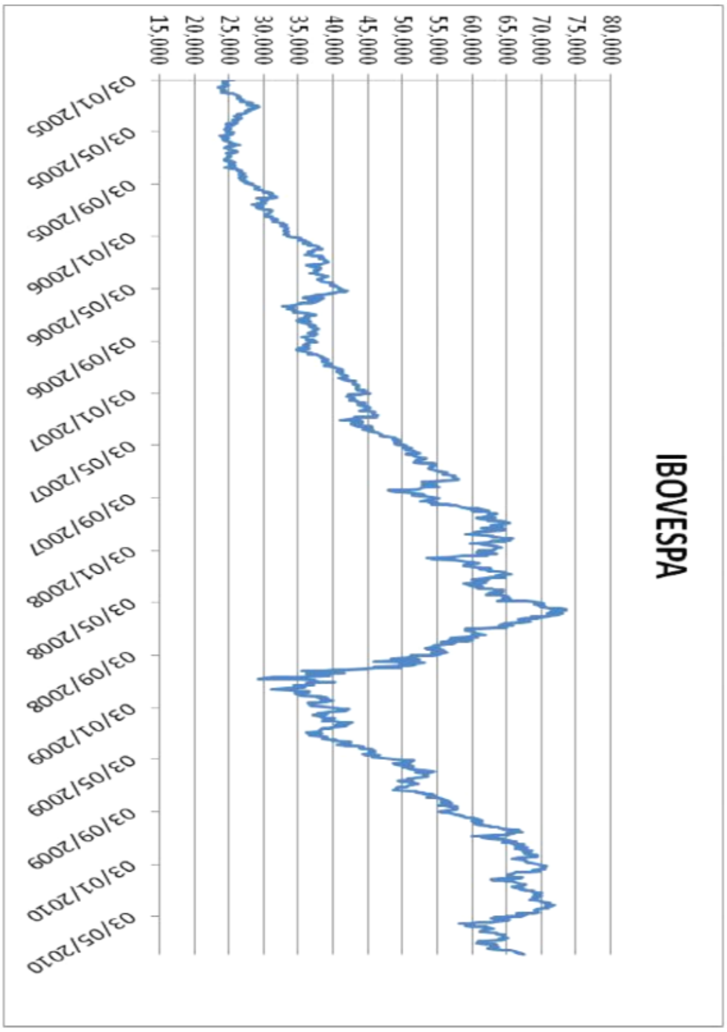


Figura 53 – Histórico de Fechamento Diário do IBOVESPA.

## 10.7
## Apêndice 7: Estatística da Regressão Quadrática

Na Tabela 34 a seguir podemos ver as estatísticas da regressão quadrática realizada entre as 49 cestas de volatilidade histórica, com um período de cálculo de 30 dias, e a volatilidade futura resultante.

Pode-se ver pelo *Stat T* que os coeficientes da regressão são significantes.

Tabela 34 – Estatísticas da Regressão

| *Estatística de regressão* | |
|---|---|
| R múltiplo | 0,985574455 |
| R-Quadrado | 0,971357007 |
| R-quadrado ajustado | 0,970111659 |
| Erro padrão | 0,044198676 |
| Observações | 49 |

ANOVA

| | *gl* | *SQ* | *MQ* | *F* | *F de significação* |
|---|---|---|---|---|---|
| Regressão | 2 | 3,04745163 | 1,523726 | 779,9886974 | 3,24656E-36 |
| Resíduo | 46 | 0,089862055 | 0,001954 | | |
| Total | 48 | 3,137313685 | | | |

| | *Coeficientes* | *Erro padrão* | *Stat t* | *valor-P* | *95% inferiores* | *95% superiores* | *Inferior 95,0%* | *Superior 95,0%* |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Interseção | 0,048858228 | 0,028552439 | 1,711175 | 0,093785064 | -0,008614852 | 0,106331307 | -0,008614852 | 0,106331307 |
| Variável X 1 | 0,977238347 | 0,087014527 | 11,23075 | 8,93764E-15 | 0,802087189 | 1,152389505 | 0,802087189 | 1,152389505 |
| Variável X 2 | -0,18100799 | 0,057500429 | -3,14794 | 0,002884889 | -0,296750348 | -0,065265625 | -0,296750348 | -0,065265625 |