

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

ESCOLA POLITÉCNICA

RODRIGO SOARES TAKASAKI

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE NEGOCIAÇÃO
AUTÔNOMO**

SÃO PAULO

2012

RODRIGO SOARES TAKASAKI

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE NEGOCIAÇÃO
AUTÔNOMO**

**Trabalho de formatura apresentado à
Escola Politécnica da Universidade de
São Paulo para a obtenção do diploma
de Engenheiro de Produção.**

SÃO PAULO

2012

RODRIGO SOARES TAKASAKI

**DESENVOLVIMENTO DE UM SISTEMA DE NEGOCIAÇÃO
AUTÔNOMO**

**Trabalho de formatura apresentado à
Escola Politécnica da Universidade de
São Paulo para a obtenção do diploma
de Engenheiro de Produção.**

**Orientador:
Prof. Dr. Mauro de Mesquita Spinola**

SÃO PAULO

2012

FICHA CATALOGRÁFICA

Takasaki, Rodrigo Soares

**Desenvolvimento de um sistema de negociação autônomo /
R.S. Takasaki. -- São Paulo, 2012.
115 p.**

**Trabalho de Formatura - Escola Politécnica da Universidade
de São Paulo. Departamento de Engenharia de Produção.**

**1. Mercado financeiro I. Universidade de São Paulo. Escola
Politécnica. Departamento de Engenharia de Produção II. t.**

DEDICATÓRIA

O caráter de uma pessoa é forjado ao longo dos anos.

O que sou e conquistei devo aos meus pais,
agradeço por me apoiarem e sempre acreditarem em mim.

RESUMO

O presente trabalho possui como objetivo desenvolver um sistema capaz de operar autonomamente alguns tipos de produtos negociados no mercado financeiro. Os produtos utilizados na modelagem são moedas ativamente negociadas diariamente pelas instituições financeiras. O trabalho foi desenvolvido em uma unidade de uma instituição do mercado financeiro que possui como um dos objetivos aumentar o retorno ao acionista por meio de operações nos mais variados produtos. O desenvolvimento do sistema foi realizado através do estudo das atividades realizadas pelos operadores da área, observando-se as limitações e necessidades do processo. O algoritmo desenvolvido utiliza os conceitos do passeio aleatório para a modelagem do processo dos retornos dos ativos. Para a parametrização da volatilidade dos produtos negociados utilizou-se o modelo EGARCH. O sistema proposto obteve retornos consistentes e positivos ao término do período simulado.

Palavras-chave: Sistemas de negociação. Passeio aleatório. GARCH. EGARCH. *Pair trading*. Sistemas de *trading*. Arbitragem.

ABSTRACT

The current work aims to develop a system capable of autonomously operate few types of products negotiated on the financial market. At this work, the system operates few currencies which are heavily negotiated every day by the financial institutions. This study was developed at an organization which operates at the financial market aiming to maximize the shareholder return by engaging in transactions in several products. The system development was conducted by analyzing the traders' routine, taking into consideration the limitations and flaws of the process. The algorithm developed at this work makes use of the random walk theory to model the return process of the securities. To model the volatility of the securities operated by the system, the EGARCH model was used. The proposed system managed to achieve consistent and positive return over time by the end of the simulation period.

Keywords: Negotiation systems. Random walk. GARCH. EGARCH. Pair trading. Trading systems. Arbitrage.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Arquitetura de um sistema de <i>trading</i>	27
Figura 2: Arquitetura para um sistema de <i>trading</i>	29
Figura 3: Comparação entre VALE5 e PETR4	31
Figura 4: Passeio aleatório.....	40
Figura 5: Fluxograma para detecção e atuação em desvios.....	44
Figura 6: Diagrama de causa-e-efeito para a transação de desvios	46
Figura 7: Diagrama de afinidades.....	48
Figura 8: Fluxograma do sistema	52
Figura 9: Comportamento dos ativos	55
Figura 10: Volatilidade calculada em uma janela de 22 dias úteis.....	55
Figura 11: Análise de resíduos do AUD.....	56
Figura 12: Volatilidade calculada a partir de dados de alta frequência.....	57
Figura 13: Correlograma do AUD.....	58
Figura 14: Correlograma do quadrado do retorno do AUD	59
Figura 15: Retorno e volatilidade suavizados do AUD.....	60
Figura 16: Choques padronizados do AUD.....	67
Figura 17: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do CAD.....	68
Figura 18: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do AUD	69
Figura 19: Representação de um conjunto de cenários	70
Figura 20: Cenários do par AUD/NZD	71
Figura 21: Superfície para o caso em que existe trava de tempo	73
Figura 22: Superfície para o caso em que não existe trava de tempo.....	74
Figura 23: Superfície para avaliar o parâmetro ganho	75
Figura 24: Superfície para avaliar o parâmetro perda	76
Figura 25: Retorno acumulado	79
Figura 26: Definição dos parâmetros.....	80
Figura 27: Monitoramento.....	80
Figura 28: Registro das operações.....	81

Figura 29: Análise de resíduos do CAD	90
Figura 30: Análise de resíduos do EUR	90
Figura 31: Análise de resíduos do NZD	91
Figura 32: Análise de resíduos do JPY	91
Figura 33: Análise de resíduos do CHF	92
Figura 34: Análise de resíduos do GBP	92
Figura 35: Correlograma do NZD	93
Figura 36: Correlograma do CAD	93
Figura 37: Correlograma do CHF	94
Figura 38: Correlograma do EUR	94
Figura 39: Correlograma do GBP	95
Figura 40: Correlograma do JPY	95
Figura 41: Correlograma do quadrado do retorno do CAD	96
Figura 42: Correlograma do quadrado do retorno do CHF	96
Figura 43: Correlograma do quadrado do retorno do EUR	97
Figura 44: Correlograma do quadrado do retorno do GBP	97
Figura 45: Correlograma do quadrado do retorno do JPY	98
Figura 46: Correlograma do quadrado do retorno do NZD	98
Figura 47: Retorno e volatilidade suavizados do CAD	99
Figura 48: Retorno e volatilidade suavizados do CHF	99
Figura 49: Retorno e volatilidade suavizados do EUR	100
Figura 50: Retorno e volatilidade suavizados do GBP	100
Figura 51: Retorno e volatilidade suavizados do JPY	101
Figura 52: Retorno e volatilidade suavizados do NZD	101
Figura 53: Choques padronizados do NZD	106
Figura 54: Choques padronizados do CAD	107
Figura 55: Choques padronizados do CHF	107
Figura 56: Choques padronizados do EUR	108
Figura 57: Choques padronizados do GBP	108
Figura 58: Choques padronizados do JPY	109
Figura 59: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do NZD	109
Figura 60: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do CAD	110

Figura 61: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do CHF	110
Figura 62: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do EUR	111
Figura 63: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do GBP	111
Figura 64: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do JPY	112
Figura 65: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do JPY	112
Figura 66: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do NZD	113
Figura 67: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do CAD	113
Figura 68: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do CHF	114
Figura 69: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do EUR	114
Figura 70: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do GBP	115

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Características das moedas	54
Tabela 2: Sumário das operações	78
Tabela 3: Teste de Engle para o AUD	102
Tabela 4: Teste de Engle para o CAD	102
Tabela 5: Teste de Engle para o NZD	103
Tabela 6: Teste de Engle para o CHF	103
Tabela 7: Teste de Engle para o EUR.....	104
Tabela 8: Teste de Engle para o GBP	104
Tabela 9: Teste de Engle para o JPY	105

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CDI: Certificado de depósito interbancário

ARCH: *Autoregressive conditional heteroskedasticity*

GARCH: *Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity*

EGARCH: *exponential general autoregressive conditional heteroskedastic*

EUA: Estados Unidos da América

FX: *Foreign exchange*

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	15
1.1 EMPRESA.....	15
1.2 CONTEXTO.....	16
1.3 PROBLEMA	16
1.4 OBJETIVO.....	18
2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	20
2.1 REVERSÃO À MÉDIA.....	20
2.2 SISTERMAS DE TRADING.....	22
2.2.1 ABORDAGEM	24
2.2.2 ARQUITETURA	26
2.3 PAIR TRADING.....	29
2.4 VOLATILIDADE	32
2.4.1 ARCH	33
2.4.2 GARCH	34
2.4.3 EGARCH.....	36
2.4.4 MODELOS.....	37
2.5 PASSEIO ALEATÓRIO.....	39
2.6 FREQUÊNCIA.....	40

3. MATERIAIS E MÉTODOS.....	43
3.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROCESSO ATUAL	43
3.2 FATORES CRÍTICOS.....	45
3.3 ANÁLISE DE CAUSAS	45
3.4 DESENVOLVIMENTO DA SOLUÇÃO	47
3.5 ESPECIFICAÇÃO DO SISTEMA	50
3.6 DADOS	53
3.7 ALGORITMO.....	61
3.7.1 MODELAGEM.....	61
4. RESULTADOS.....	72
5. DISCUSSÃO	82
6. CONCLUSÃO	84
REFERÊNCIAS	86
APÊNDICE A – GRÁFICOS PARA ANÁLISE DOS DADOS	90
APÊNDICE B – TABELAS PARA ANÁLISE DOS DADOS.....	102
APÊNDICE C – GRÁFICOS PARA O DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO..	106

1. INTRODUÇÃO

Nesta seção será apresentada a organização em que o trabalho foi desenvolvido, o ambiente e contexto em que este se insere, o problema a ser estudado e delimita enfoque do problema que este trabalho pretende tratar.

1.1 EMPRESA

A organização em que o presente trabalho foi desenvolvido atua no mercado financeiro em diversos segmentos, como a estruturação de produtos e comercialização de produtos financeiros.

O segmento da organização em que este trabalho foi desenvolvido é denominado mesa de operações, local em que as operações de compra e venda de ativos no mercado financeiro ocorre. Portanto é uma das interfaces entre a empresa e o mercado.

A mesa de operações em questão possui como objetivos principais a eliminação dos riscos existentes na organização devido à ocorrência de descasamento de ativos financeiros transacionados pelas outras áreas e prover os melhores preços para os produtos gerados na empresa.

Como atividade secundária encontra-se a especulação de ativos financeiros com o intuito de aumentar a remuneração do capital do acionista.

Por motivos de segurança o nome da empresa não será citado neste trabalho, a mesma será denominada Empresa A neste trabalho.

1.2 CONTEXTO

Investidores tentam maximizar seus retornos através de investimentos nos mais diversos produtos em um ambiente extremamente competitivo. Neste ambiente, dois tipos de investidores se destacam: os *hedgers* e os especuladores. Este trabalho foi realizado sob a perspectiva do último grupo.

Hedgers são as entidades comerciais que fazem uso do sistema financeiro para se proteger de movimentos nas taxas de juros, variação no câmbio ou qualquer outra exposição que possuam e possa causar problemas ou dificuldades no planejamento. Especuladores são os investidores que tomam a ponta contrária aos *hedgers* e possuem como objetivo obter lucros ao invés de proteger-se dos movimentos do mercado financeiro.

A mesa de operações de um banco de investimento tem como meta obter retorno sobre o capital empregado superior ao CDI (certificado de depósito interbancário). Para alcançar este objetivo realizam dia-a-dia diversas transações com o intuito de antecipar movimentos do mercado. Não existe nenhum tipo de metodologia, fórmula ou guia que forneça informações sobre quais posições a mesa deve tomar para obter ganhos. Raciocínio e informação são as principais ferramentas utilizadas neste ambiente, assim as decisões tomadas pelos integrantes da mesa refletem o ponto de vista destes sobre o rumo do mercado.

1.3 PROBLEMA

Alcançar uma rentabilidade superior a uma taxa predeterminada (no mercado brasileiro é muito comum utilizar-se a do CDI ou o índices Ibovespa e suas variações) consistentemente ao longo do tempo é uma tarefa árdua na qual as instituições financeiras, que buscam obter lucros através das flutuações das mais diversas taxas e preços do mercado

financeiro, deparam-se todos os dias. A inexistência de um processo único e padronizável soma-se às dificuldades mencionadas.

O mercado financeiro é um ambiente extremamente dinâmico, em que as informações são assimiladas pelos participantes do mercado assim que se tornam disponíveis para o público, motivo pelo qual as decisões devem ser tomadas o mais breve possível. A validade destas decisões é curta, devendo ser reavaliadas continuamente.

A quantidade de dados disponíveis aumentou ao longo do tempo. No passado, informações obtidas em frequência diária eram comumente utilizadas pelos participantes do mercado financeiro, hoje existem agentes que fazem uso de informação de alta frequência para a tomada de decisões.

Outro fator agravante que merece destaque é a própria natureza humana que se deixa levar pela emoção ao invés da racionalidade na tomada de decisões, o que resulta em perdas para os agentes do mercado. A dificuldade em respeitar os limites impostos inicialmente durante o desenvolvimento da operação faz com que os operadores assumam posições que vão contra os limites impostos pela organização. Neste caso o agente passa a assemelhar-se a um apostador ao invés de um investidor, gerando um ciclo extremamente danoso para a organização.

As operações executadas no mercado financeiro constituem o que se costuma denominar-se como “jogo de soma zero”, em que o lucro de uma das partes é o prejuízo da outra parte envolvida.

Levando-se em conta a complexidade, a natureza dinâmica, a competitividade do mercado financeiro e a inexistência de modelos e padrões que garantam o atingimento dos objetivos, gera-se um ambiente desgastante e de alto risco para os agentes deste mercado.

Comumente costuma-se dizer que o mercado financeiro segue a teoria dos mercados eficientes, em que toda informação que se torna disponível ao público é imediatamente incorporada aos preços dos ativos, sendo impossível fazer uso de imperfeições do mercado para obter lucro com risco zero. Seguindo esta lógica, toda informação já presente no mercado já foi assimilada e incorporada aos ativos. Desta forma, para que a organização consiga obter rendimentos superiores à média do mercado, esta deve ser capaz de antecipar os movimentos deste.

Em muitas atividades de diversos ramos da economia, não é possível mensurar precisamente o impacto das atividades e rotinas dos colaboradores, motivo pelo qual os lucros e prejuízos são distribuídos por toda organização, não existindo um único responsável que arque integralmente com o resultado.

No mercado financeiro, mais precisamente nas mesas de operações, seja de um fundo ou de um banco de investimento, a contribuição de cada colaborador é calculada precisamente, dia-a-dia.

No fim de cada dia é possível mensurar qual foi o resultado de cada indivíduo, seja este um lucro ou um prejuízo.

Tal prática evidencia a pressão à qual os envolvidos neste mercado se submetem todos os dias, uma vez que os mesmos sabem que sofrerão represálias caso o seu resultado líquido para a organização ao longo de um período seja negativo.

Tal prática leva a comportamentos muitas vezes destrutivos, tanto para a organização como para os colaboradores, uma vez que ao tentarem recuperar as perdas passadas, este colaborador estará mais propenso a agir em níveis de risco mais elevados para aumentar o seu rendimento, por outro lado as perdas potenciais também aumentam, gerando desta forma um círculo vicioso.

1.4 OBJETIVO

O objetivo do presente trabalho é desenvolver um sistema capaz de obter, processar e interpretar um conjunto de dados existentes no mercado financeiro, identificar a ocorrência de perturbações nos preços dos ativos e tomar decisões como o tamanho da posição (execução de uma ordem de compra ou venda com o intuito de obter exposição a um determinado ativo), os ativos a serem negociados, preços de entrada e saída e quando abrir ou fechar uma posição. Tais decisões serão tomadas autonomamente pelo sistema, respeitando uma série de parâmetros definidos pelo usuário.

Esta abordagem garantirá que as decisões serão tomadas de maneira estritamente lógica, sem a interferência da emoção e irracionalidade humana em momentos de estresse.

Todas as decisões estarão submetidas a regras e limites impostos pelo usuário de forma a respeitar os parâmetros de risco e exposição definido. Desta forma busca-se mitigar a ocorrência de situações adversas e possíveis perdas que ultrapassem os padrões da organização.

No próximo capítulo são apresentados os tópicos necessários para entender o sistema proposto neste trabalho. O capítulo seguinte é composto pela apresentação do processo atual existente na organização e sua análise. Nos capítulos seguintes são apresentados a modelagem proposta e os resultados obtidos.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo são apresentados os conceitos existentes na literatura relacionados ao sistema proposto neste trabalho. São estudados alguns sistemas de negociação propostos na literatura e os conceitos em que estes são baseados.

2.1 REVERSÃO À MÉDIA

Diversas são as teorias e abordagens utilizadas para modelar o comportamento do preço de ativos financeiros. Uma das explicações para este fato reside na necessidade das instituições em prever o comportamento dos mais variados produtos para que o resultado final de suas atividades resulte em ganhos.

A reversão à média constitui um dos modelos utilizados para estudar o comportamento dos ativos. O conceito por trás deste modelo defende que ao longo do tempo os ativos possuem um retorno característico.

Baseando-se neste fato é possível traçar o retorno esperado de um determinado ativo. Um exemplo seria uma ação que apresentou um rendimento inferior a este valor médio. Espera-se que no futuro esta ação apresente um rendimento superior para compensar este atraso, trazendo o rendimento médio para o seu valor característico.

Poterba e Summers (1988) e Eugene e French (1988) foram os primeiros a analisar a reversão à média para ativos financeiros e provaram empiricamente que o fenômeno da reversão à média ocorre em diversos ativos.

Outros estudos como os elaborados por Cecchetti, Lam e Mark (1990), Bessembinder, Coughenour *et al.* (1995), Balveres, Wu e Gilliland (2000) e Miller, Muthuswamy e Whaley (1994) evidenciam que o fenômeno da reversão à média ocorre em diversos períodos de

tempo, nas mais variadas classes de ativos, portanto podendo pertencer às mais diversas indústrias com diferentes níveis de capitalização.

Outros pesquisadores como Lo e Mackinlay (1988) e Kim, Nelson e Startz (1991) encontram-se na ponta contrária, defendendo que a reversão à média não existe.

Um ponto muito argumentado por esses pesquisadores é a limitada quantidade de dados das séries históricas, uma vez que o foco destes autores concentrava-se na análise de longo prazo do comportamento dos ativos financeiros. Por este motivo faziam uso do retorno mensal dos ativos, limitando o tamanho da amostra disponível ao pesquisador.

Um artifício comum presente em diversos destes estudos para a análise da reversão à média é o estudo da razão das variâncias:

$$Razao = \frac{\sigma^2(r_K)}{\sigma^2(r)} \cdot \frac{1}{K}$$

Onde r_K é o retorno do ativo sob análise durante K períodos.

Caso a reversão à média ocorra, a razão das variâncias deve diferir de um, caso contrário à hipótese deve ser rejeitada. O motivo de tal interpretação fundamenta-se na teoria do passeio aleatório dos preços dos ativos financeiros e na teoria dos mercados eficientes. Esta última defende que toda a informação disponível ao mercado já foi incorporada ao preço dos ativos, portanto a série histórica não é capaz de fornecer informações a respeito do futuro.

Utilizando esta linha de pensamento, os preços constituem uma série aleatória de variância constante, por este motivo a variância de K períodos deve ser a mesma que a variância em um período multiplicada por K.

Eugene e French (1988) provam a existência da reversão à média ao evidenciar a existência de autocorrelação negativa da série histórica do retorno dos ativos financeiros. Outro método utilizado por eles foi a regressão da série histórica dos retornos, reafirmado a existência da reversão à média.

2.2 SISTEMAS DE TRADING

A negociação de ativos financeiros evoluiu muito ao longo dos anos, alterando a dinâmica, a liquidez e o comportamento dos ativos negociados neste mercado.

Anteriormente à introdução das bolsas virtuais (1971), grande parte das transações eram feitas por intermédio de algum indivíduo, por este motivo demorava-se para que os ativos fossem transacionados. A liquidez do mercado era limitada e não necessariamente compradores e vendedores poderiam encontrar-se para oferecerem ou obterem o melhor preço de compra e venda do mercado.

A execução das ordens também era afetada, uma vez que dada uma ordem de compra a um determinado preço, até que esta fosse cumprida os preços já teriam mudado. Assim em situação de grande volatilidade, a execução da ordem exercia um grande impacto sobre a rentabilidade da transação.

Após a disseminação das bolsas virtuais e a evolução dos sistemas de informação, a grande maioria das transações passou a ocorrer por via eletrônica, não sendo mais necessário o encontro dos agentes fisicamente ou por intermédio de um ente humano para que a transação ocorresse.

A melhoria dos sistemas de informação propiciou que notícias, dados e as mais variadas informações estivessem disponíveis simultaneamente ao redor do globo vinte e quatro horas por dia todos os dias da semana. Isto possibilitou a integração dos mercados mundiais. Agora não somente as informações do país em que o agente se encontra são relevantes, mas todas as demais que afetam os mais variados mercados ao redor do mundo.

Produtos podem ser comercializados em qualquer localidade, oferecendo qualquer peculiaridade que um determinado país possua e os demais não. Tal fato contribui para o aumento da liquidez do sistema, porém acaba gerando aumento de tarefas e cobranças sobre os agentes do mercado. Estes devem estar em sintonia com tudo o que ocorre ao redor do mundo todos os dias e estar prontos para agir assim que novas informações tornem-se públicas.

As bolsas de valores passaram a concentrar a grande maioria das transações existentes no mercado, oferecendo aos agentes os melhores preços de compra e venda praticados no mercado.

A evolução dos sistemas de informação e computadores foi tal que atualmente existem sistemas dedicados especialmente para acompanhar o mercado e realizar transações seguindo uma lógica que lhe foi determinada. Desta forma o processo de acompanhar a variação de preços dos ativos e tomar decisões quanto a pontos de entrada e saída, montante da operação e gerenciamento de risco foram completamente automatizados e deixados a cargo dos computadores e programas especializados.

O desenvolvimento de sistemas de *trading* rentáveis tem sido um tema bastante discutido no meio acadêmico e profissional nos últimos anos. O parecer quanto à viabilidade e efetividade destes sistemas tem gerado controvérsia quanto à rentabilidade destes sistemas.

Lin, Yang e Song (2011), Kaucic (2010) e Briaza e Naval (2011) defendem que sistemas de *trading* automatizados são capazes de apresentar rentabilidade superior à estratégia benchmark utilizada pelos autores. Já Yeh, Lien e Tsai (2011) e Dempster e Jones (2001) defendem que os sistemas de *trading* não são rentáveis no longo prazo.

Como não existe uma abordagem única ou algum método que resulte em decisões que no longo prazo gerem a rentabilidade desejada, a escolha sobre como desenvolver, quais modelos, teorias ou abordagem devem ser empregados, está ainda em aberto. Outra abordagem válida é a não utilização de sistemas de *trading* para a tomada de decisões.

Em Dacorogna, Gençay *et al.* (2001), os autores chamam a atenção para a evolução da quantidade de dados disponíveis no mercado financeiro, destacando o fato de que a frequência da informação, especificamente os preços dos ativos, tem aumentado. A grandeza utilizada pelos autores para evidenciar este fato é o tamanho da amostra disponível, que passou de 700 pontos (para dados anuais) para 10^7 pontos (quando consideramos dados do tipo tique por tique).

De acordo com Dacorogna, Gençay *et al.* (2001), o modo de utilização destes sistemas de *trading* também difere, cabendo à organização decidir como irá utilizá-los.

Sistemas de *trading* podem ser utilizados apenas para acompanhar o mercado, processar as informações e fazer recomendações para que os agentes envolvidos possam

analisar os outputs do modelo para então decidir se os mesmos são viáveis e potencialmente lucrativos. Desta forma o sistema é utilizado apenas como uma ferramenta extra para auxiliar o operador.

Outra forma de se empregar os sistemas de *trading* é a utilização dos mesmos como um agente do mercado autorizado a tomar posições autonomamente sem a necessidade de intervenção humana para que cada transação ocorra. Ou seja, o sistema de *trading* acompanha as informações do mercado, processa-as e com base na lógica e os parâmetros que lhe foram instruídos, compra e vende ativos sem a necessidade da intervenção do operador a todo instante.

A escolha quanto à abordagem do sistema de *trading* possui alguns trade-offs que merecem ser destacados. Quando o sistema age autonomamente, ativos podem ser comprados e vendidos mais rapidamente, perturbações de mercado podem ser arbitradas, a execução das ordens passa a ser mais precisa sem grandes variações nos preços de execução, o sistema é capaz de rodar continuamente não sofrendo com fadiga ou necessitar de pausas como um ser humano e como o sistema obedece a uma lógica, suas decisões não são afetadas por pressões psicológicas e estresse.

Como desvantagens deve-se levar em conta que qualquer desvio de mercado que não tenha sido previsto inicialmente na lógica do sistema pode levar a resultados indesejados. Erros são ampliados tendo em vista a velocidade de operação destes sistemas, um exemplo deste fato é a capacidade de execução de ordens que estes sistemas podem executar por unidade tempo, atingindo a ordem de centenas de ordens por segundo.

2.2.1 ABORDAGEM

Qualquer operação especulativa de compra e venda de ativos, para ser bem sucedida, deve possuir uma lógica por trás para embasar a estratégia, implementação e execução. Caso contrário a operação não deve ser considerada um investimento, mas uma aposta.

Não existe na literatura uma abordagem que seja única, correta e superior às demais quanto à rentabilidade, por exemplo. Caso tal situação fosse factível, seria rapidamente assimilada pelo mercado tornando-se obsoleta. A velocidade com que o mercado absorve novas informações deu origem ao conceito da eficiência dos mercados.

A primeira distinção dos mais variados algoritmos existentes na literatura refere-se à forma em que o sistema de *trading* opera, autonomamente ou apenas gerando sinais, cabendo neste caso ao controlador decidir sobre a execução ou não da operação.

Outra distinção refere-se à frequência em que o sistema de *trading* deve operar. Neste ponto a tecnologia representa um fator diferenciador. Existem sistemas projetados para operar poucas vezes, dado que o horizonte de tempo de suas operações é de longo prazo, já outros executam milhões de operação por minuto. Neste último grupo, a tecnologia representa uma importante barreira de entrada e o fator determinante entre ser lucrativo ou não.

A estratégia por trás do sistema representa um fator crítico que influenciará todas as demais escolhas relacionadas ao sistema de *trading*.

O algoritmo é a implementação da estratégia em uma linguagem que os computadores possam interpretar. Existem na literatura diversas abordagens para este ponto. Dempster e Jones (2001) fazem uso de um algoritmo que simula a evolução natural para a tomada de decisões baseadas em indicadores vindos da análise técnica. A cada ciclo da simulação, uma população é gerada baseada nos sobreviventes das simulações anteriores após a introdução de uma perturbação externa.

Kaucic (2010) propõe um modelo de alocação total ao empregar diversos indicadores técnicos utilizados em conjunto. A escolha dos parâmetros e ponderação destes indicadores é feita pelo algoritmo através de simulações baseadas na lógica da seleção natural.

Diversos são os algoritmos propostos na literatura que buscam otimizar a utilização de indicadores técnicos para a tomada de decisão. Tal fato talvez se deva pelo vasto material existente a respeito do assunto, pela tradição e confiança do mercado nestes indicadores e pela possibilidade de utilizá-los de forma extremamente racional sem a componente da irracionalidade humana.

A frequência de operação do algoritmo dita o tipo de dado a ser utilizado. Caso objetive-se um algoritmo de baixa frequência, dados diários muito provavelmente serão

utilizados. Já para algoritmo que atuam em alta frequência, dados em alta frequência também serão utilizados.

2.2.2 ARQUITETURA

O intuito por trás dos sistemas de *trading* é o desenvolvimento de um conjunto de lógicas e controles capazes de auxiliar os operadores em um ambiente dinâmico em que o número de variáveis a serem controladas é expressivo dificultando a tomada de decisões pelos agentes em tempo hábil e de forma consistente.

Pela própria natureza mutável do ambiente em que se encontram, diversas são as abordagens sugeridas e os resultados obtidos. Diversos bancos de investimentos investem grande quantidade de capital no desenvolvimento destes sistemas, porém não disponibilizam informações a respeito dos mesmos. Tais sistemas são conhecidos como sistemas proprietários.

Dempster e Jones (2001) propõem um sistema de *trading* composto por cinco elementos: dados do mercado, banco de dados, gerenciamento ativo de caixa, estratégias, modelo de otimização e escolha de indicadores técnicos. A motivação da arquitetura é obter a melhor combinação de indicadores técnicos e seus parâmetros para a tomada de posições (compra ou venda de ativos), a representação desta arquitetura pode ser vista na Figura 1.

Este sistema de *trading* é autônomo, ou seja, dados alguns parâmetros iniciais definidos pelo operador, a tomada de decisões como a abertura e fechamento de posições é feita autonomamente pelo sistema, sem a interferência humana. Tal abordagem permite que as decisões ocorram rapidamente em sintonia com os preços vigentes no mercado.

O banco de dados proposto nesta arquitetura também registra e analisa as operações que foram executadas para que as próximas operações levem em conta o resultado obtido nas operações anteriores.

Apesar de o modelo possuir acesso a dados de alta frequência para servir como gatilho para a abertura ou fechamento de operações, apenas dados de baixa frequência são utilizados pelo algoritmo para a formulação dos parâmetros internos utilizados pelo sistema.

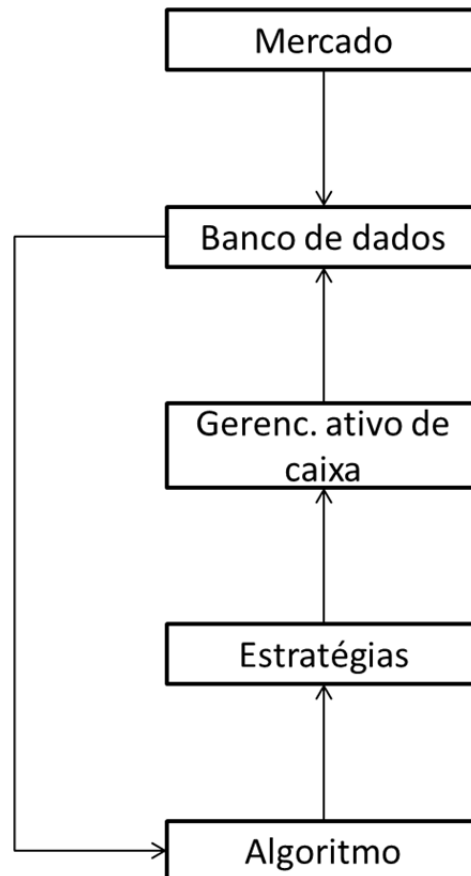


Figura 1: Arquitetura de um sistema de *trading* (Dempster e Jones, 2001)

Outra abordagem por ser vista em Kaucic (2010), o mesmo propõe um sistema em que existe apenas um módulo responsável pela execução do algoritmo e obtenção de dados. Não existe nenhuma metodologia para o controle dos fluxos de caixa e controles de risco. O modelo proposto por este objetiva criar uma lógica que busca otimizar uma série de indicadores técnicos para a tomada de decisões.

Uma arquitetura mais completa em que diversos módulos coexistem pode ser vista em Dacorogna, Gençay *et al.* (2001). Na metodologia proposta identificam-se três grandes grupos, sendo um responsável pelo modelo em si, obtendo os dados do mercado, processando-os e gerando recomendações de compra ou venda. Destaca-se a existência um

componente responsável pelo acompanhamento da rentabilidade da transação, as finalizando quando atingirem um valor alvo. Outro grupo é responsável por simular os outputs do grupo anterior. Mesmo que a transação não tenha ocorrido, o sistema registrará a transação e a acompanhará, desta forma é criado o registro dos dados referentes à rentabilidade e o desempenho do sistema. O terceiro grupo é um repositório de estatísticas e transações para o acompanhamento do modelo, desta forma possibilita-se a melhoria contínua e ajuste fino do sistema. Tal arquitetura pode ser vista na Figura 2.

Esta arquitetura representa uma evolução quando comparada com as anteriores. O módulo que acompanha a rentabilidade das operações garante que as perdas incorridas sejam limitadas a valores aceitáveis e determinadas pelo operador, desde que este respeite os outputs gerados pelo sistema. Desta forma mitiga-se um dos grandes problemas e temores das organizações.

A tomada de decisões neste modelo ainda está a cargo de um operador humano, sendo o sistema apenas uma ferramenta para auxiliar o processo decisório. Este fator de certa forma contrabalança o benefício apenas exposto referente ao módulo que acompanha a rentabilidade das operações, uma vez que, apesar de existir um sinal de parada para o operador indicando que a operação já excedeu os limites de perda, ainda continua a cargo do ente humano acatar ou não o sinal.

O fator humano representa uma grande variável das operações especulativas no mercado financeiro, uma vez que a racionalidade muitas vezes é dominada por fatores emocionais e irracionais da natureza humana. Quando uma operação é finalizada com perdas, tal montante será conhecido no exato momento do término da operação, porém caso opte-se por manter a operação, existe a possibilidade de que o cenário inverta-se e a operação possa ser finalizada com ganhos, porém o oposto também é verdade, ou seja, pode-se finalizar a operação com perdas superiores àquelas que seriam incorridas inicialmente.

Em situações como esta, o operador deixa de agir racionalmente e passa a atuar como um apostador, apoiando-se na sorte – fatores aleatórios – esperando que o cenário altere e a operação possa ser finalizada com lucros ao invés de perdas.

O repositório de estatísticas referentes ao desempenho do sistema ao longo do tempo representa uma importante fonte de informações, uma vez que é possível utilizá-lo como input para a melhoria e desenvolvimento do sistema.

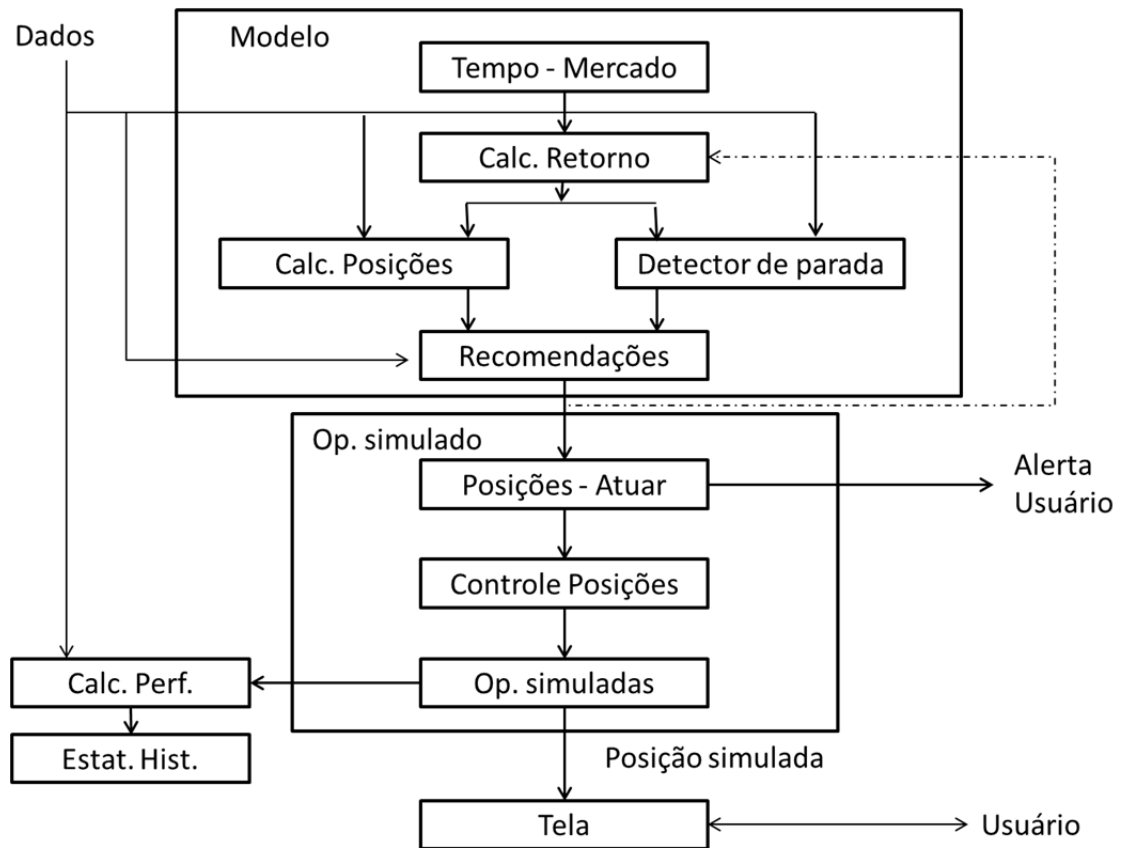


Figura 2: Arquitetura para um sistema de *trading* (adaptado de Dacorogna, Gençay, *et al.* 2001).

Elaborado pelo autor.

2.3 PAIR TRADING

O termo *pair trading* refere-se à execução conjunta de duas operações, uma de compra e outra de venda de dois ativos distintos simultaneamente.

O objetivo deste tipo de operação é aproveitar distorções nos preços dos ativos partindo do pressuposto que existe uma condição de equilíbrio de mercado em que os preços possuem certo grau de coordenação. Quando este equilíbrio é rompido por um fator externo, o mercado agirá na ponta contrária de modo a contrabalancear este movimento retornando a um estado de equilíbrio.

Dada a existência de correlação entre os mais diversos ativos financeiros existentes no mercado, quando se executa uma operação como esta, alguns benefícios podem ser esperados:

- Diminuição da volatilidade do retorno da operação;
- Redução do montante de capital necessário para a montagem da posição (dependerá dos ativos envolvidos);

Este tipo de operação é conhecido no mercado financeiro há mais de 20 anos, sendo muito utilizado pelos fundos de hedge. Gatev, Goetzmann e Rouwenhorst, (2006) defendem que este tipo de operação é capaz de trazer retornos superiores àquele obtido por um portfolio investido completamente em um grupo bem diversificado de organizações. Outro resultado importante é a obtenção de um portfolio em que a volatilidade dos retornos é inferior ao portfolio utilizado como benchmark.

A falta de correlação dos retornos obtidos por esta estratégia com os principais índices relacionados ao mercado financeiro evidenciada no estudo destes autores indica mais um ponto a favor a esta estratégia, uma vez que tal abordagem permite que independentemente do rumo do mercado seja possível obter retornos positivos.

Existem, porém outros grupos que atestam a ineficiência desta operação e apresentam os riscos envolvidos. Este tipo de operação envolve a compra e venda de ativos que estão apresentando um determinado desempenho, porém a compra e venda destes ativos baseia-se em uma lógica dita contrária.

Comprar-se-á o ativo que apresenta o pior desempenho no par considerado, e vender-se-á aquele com o melhor desempenho. Como se pode notar, a lógica utilizada na operação vai contra o senso comum.

Corre-se o risco de que o comportamento do par não se altere. Caso isto ocorra a operação gerará prejuízo. Outra possibilidade é que o preço dos ativos envolvidos estabilize-se, incorrendo-se em perdas novamente, dado que capital foi imobilizado para a operação e não foi remunerado.

Um exemplo do comportamento de dois ativos quando analisados sob a perspectiva desta modalidade de operação pode ser visto na Figura 3. O par é formado pelas ações das companhias Vale e Petrobras, negociadas da bolsa de valores do Brasil.

De janeiro a março, o par manteve um comportamento relativamente estável, oscilando ao redor de um valor. Durante este período, caso o operador fosse bem sucedido em determinar os pontos de abertura e fechamento da operação, a estratégia seria bem sucedida.

Já no período entre março e abril, um novo patamar foi estabelecido, caso o operador baseasse sua decisão de acordo com os níveis até então conhecidos, a operação incorreria em perdas. No entanto pode-se notar que o par esteve dentro deste novo patamar por alguns meses.

Quando este tipo de estratégia é empregada, não se pode esquecer que outros fatores também influenciam o comportamento dos ativos, desta forma o nível em que dois ativos supostamente estarão sofre a influência de diversos fatores.

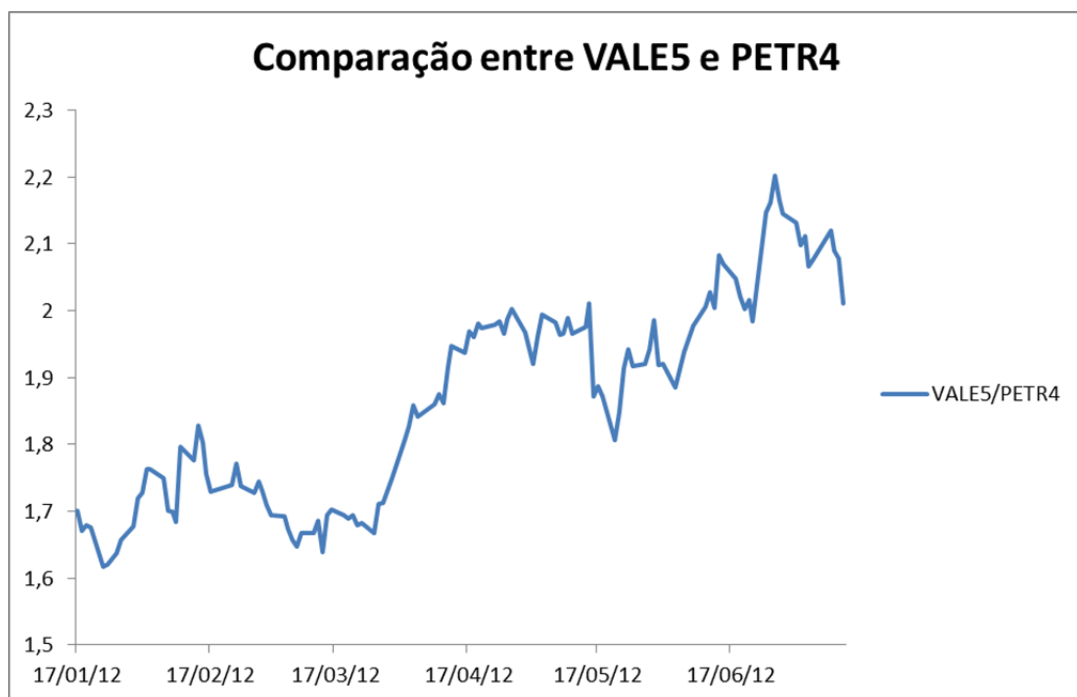


Figura 3: Comparação entre VALE5 e PETR4 (Dados obtidos da Bloomberg)

Elaborado pelo autor

2.4 VOLATILIDADE

O indicador mais comum para expressar o risco de um ativo é o desvio-padrão, este indicador fornece informação quanto à dispersão em torno de um valor esperado.

Existem diversas metodologias e formas de estimar a volatilidade de um ativo. No mercado financeiro, uma metodologia comumente adotada tanto pelo universo acadêmico quanto pelos profissionais do mercado é a utilização do desvio-padrão do logaritmo neperiano do retorno. Tal relação pode ser vista na equação a seguir.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (r_i - \bar{r})^2}{n - 1}} \quad (1)$$

Onde:

- $r_i = \ln\left(\frac{x_i}{x_{i-1}}\right)$
- $\bar{r} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$
- n = Número de ocorrências consideradas.

Comparando os ativos, será considerado de maior risco aquele que apresentar a maior volatilidade, pois a gama de possibilidades possíveis para o valor futuro deste ativo é superior.

Esta metodologia para o cálculo da volatilidade atribui pesos iguais para todos os pontos considerados na amostra, independentemente do módulo ou data da ocorrência. Assim, um ponto que se costuma levantar contra esta abordagem é que dados mais recentes possuem o mesmo nível de importância quanto dados mais antigos. Considerando a natureza dinâmica do mercado financeiro, tal ponto constitui um ponto negativo para tal abordagem.

O horizonte de tempo utilizado para o cálculo da volatilidade também apresenta influência sobre o resultado.

Outro ponto que vai contra a utilização desta abordagem é a existência da chamada “cauda gorda”. Tal fato representa a maior probabilidade de ocorrência de eventos extremos quando comparados à curva normal.

Quando é estudada uma distribuição de probabilidade, utiliza-se um indicador chamado de curtose para avaliar o achatamento da distribuição em estudo quando comparada à curva normal. Uma distribuição que apresenta a curtose superior à curtose da distribuição normal é denominada distribuição de “cauda gorda”.

2.4.1 ARCH

Com o intuito de superar algumas das limitações do modelo tradicional para o cálculo da volatilidade, uma abordagem diferente foi apresentada por Engle (1982). Conhecida por modelo auto-regressivo de heterocedasticidade condicional, tal modelo propõe a utilização de dados históricos para a modelagem da volatilidade, porém levando em conta os choques da série ao longo do tempo.

Uma variável X que segue um processo ARCH de ordem q é descrito pelas equações a seguir:

$$X = \sigma_t \varepsilon_t \quad (2)$$

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 X_{t-1}^2 + \dots + a_q X_{t-q}^2 \quad (3)$$

Onde:

- σ_t é uma sequência não negativa de variáveis aleatórias;
- ε_t é uma sequência de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (iid), de valor médio nulo e variância unitária.

A variável X descrita por um processo ARCH apresenta volatilidade variável ao longo do tempo, e o valor da variável é dependente dos valores assumidos pela mesma em períodos anteriores.

Desta forma, grandes perturbações implicarão na ocorrência de elevada volatilidade. Tal fenômeno é comumente encontrado em séries temporais de ativos financeiros.

Apesar de esta abordagem sanar alguns pontos em que a metodologia padrão para o cálculo da volatilidade é criticada, existem ainda alguns argumentos apontados na literatura que vão contra a utilização desta técnica:

- As previsões geradas pelo modelo ARCH muitas vezes podem ser superestimadas, dado que os efeitos gerados por grandes variações isoladas tendem a desaparecer lentamente, gerando desta forma previsões exacerbadas para a volatilidade;
- O modelo não discerne entre choques positivos ou negativos, desta forma choques positivos produzem o mesmo efeito que choques negativos. Tal característica não segue o mesmo padrão de comportamento apresentado por ativos financeiros, uma vez que estes não reagem de forma simétrica a choques.

Tendo em vista a estrutura de um processo ARCH, pode-se utilizar tal modelagem para descrever não somente o passado como também fazer inferências quanto ao comportamento futuro da variável.

2.4.2 GARCH

Considerando as limitações do modelo ARCH, o modelo denominado GARCH – modelo auto-regressivo de heterocedasticidade condicional generalizado – foi proposto como uma evolução do anterior.

O modelo GARCH foi proposto por Bollerslev (1986) como uma extensão do modelo ARCH. Desta forma não se considera apenas os quadrados das séries passadas, mas também devem ser consideradas as variâncias passadas. Tal relação pode ser vista nas equações a seguir.

$$X = \sigma_t \varepsilon_t \quad (4)$$

$$\sigma_t^2 = a_0 + a_1 X_{t-1}^2 + \dots + a_q X_{t-q}^2 + b_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + b_p \sigma_{t-p}^2 \quad (5)$$

Onde:

- σ_t é uma sequência não negativa de variáveis aleatórias;
- ε_t é uma sequência de variáveis aleatórias independentes e identicamente distribuídas (iid), de valor médio nulo e variância unitária.

No modelo ARCH, utiliza-se apenas um parâmetro para descrever a ordem do processo, já na abordagem GARCH dois parâmetros se fazem necessários. Desta forma denomina-se o modelo GARCH como modelo auto regressivo de heterocedasticidade condicional generalizado de ordem (p,q).

Considerando a estrutura do modelo GARCH, clusters de volatilidade podem ser modelados. Caso σ_{t-1} ou X_{t-1} assumam valores elevados, tal fato será transmitido para σ_t e X_t . Esta característica é importante para retratar a existência de clusters de volatilidade característicos das séries temporais presentes nos ativos financeiros.

A modelagem GARCH também permite modelar a existência de uma curtose superior àquela característica de uma variável que segue uma distribuição normal. Assim a ocorrência mais frequente de eventos localizados na cauda da distribuição pode ser retratada por esta abordagem.

Assim como o modelo ARCH, o modelo GARCH reage de forma análoga a perturbações positivas e negativas, fato que difere do comportamento das séries temporais de ativos financeiros em que a reação a eventos negativos costuma ser mais exacerbada quando comparada àquela observada para eventos positivos.

O modelo GARCH pode ser utilizado para descrever o comportamento passado de uma determinada série histórica, assim como fazer inferência ao comportamento futuro desta série.

2.4.3 EGARCH

Com o intuito de sanar algumas das limitações que os modelos ARCH e GARCH apresentam quando utilizados para descrever séries históricas de ativos financeiros, Nelson (1991) propôs o modelo denominado exponencial auto-regressivo de heterocedasticidade condicional generalizado (EGARCH).

Os modelos ARCH e GARCH exigem que diversas restrições sejam impostas para garantir que a volatilidade modelada seja positiva, tais restrições são inexistentes nesta abordagem devido à própria formulação do modelo.

Outro ponto em que as abordagens anteriores diferiam em relação à realidade das séries históricas de ativos financeiros é o comportamento da modelagem a choques positivos e negativos. As abordagens ARCH e GARCH não fazem distinção a este fato, gerando assim reações simétricas a eventos positivos e negativos. Já no modelo EGARCH, as reações do modelo são assimétricas, aproximando-se assim da realidade.

O modelo EGARCH de grau (m,s) pode ser observado nas equações a seguir.

$$g(\varepsilon_t) = \begin{cases} (\theta + \gamma)\varepsilon_t - \gamma E(|\varepsilon_t|) & \text{se } \varepsilon_t \geq 0 \\ (\theta - \gamma)\varepsilon_t - \gamma E(|\varepsilon_t|) & \text{se } \varepsilon_t < 0 \end{cases} \quad (6)$$

$$X = \sigma_t \varepsilon_t \quad (7)$$

$$\ln(\sigma_t^2) = a_0 + \frac{1 + \beta_1 B + \dots + \beta_s B^s}{1 - a_1 B - \dots - a_m B^m} g(\varepsilon_{t-1}) \quad (8)$$

Onde:

- a_0 é uma constante;
- B é o operador atraso, tal que $Bg(\varepsilon_t) = g(\varepsilon_{t-1})$;
- $1 + \beta_1 B + \dots + \beta_s B^s$ é um polinômio cujo módulo das raízes é maior que um;
- $1 - a_1 B - \dots - a_m B^m$ é um polinômio cujo módulo das raízes é maior que um;
- ε_t é uma sequência contínua independente e identicamente distribuída de média zero.

O modelo EGARCH, como os modelos ARCG e GACRH, apresenta uma curtose superior à distribuição normal, sendo tal característica desejável quando a série que se deseja estudar apresenta uma maior probabilidade de que eventos de cauda ocorreram.

Assim como os modelos apresentados anteriormente, a modelagem EGARCH possibilita que não somente o comportamento passado de uma série seja retratado, como também permite realizar previsões quanto à volatilidade futura.

2.4.4 MODELOS

Na literatura pode-se encontrar uma grande variedade de modelos para descrever e representar a volatilidade de uma variável. Um ponto importante muito ressaltado na literatura é a dificuldade de se comparar analiticamente os diversos modelos e escolher-se o melhor baseado em um critério único e aceito universalmente.

Infelizmente na literatura não existe um modelo considerado superior aos demais, cada modelo possui características distintas que o tornam mais eficaz na descrição de um determinado fenômeno.

Hansen e Lunde (2005) conduzem um estudo em que 330 modelos – incluindo diversas variações dos mesmos – são simulados e comparados entre si utilizando o preço de

uma ação – IBM. De acordo com o estudo, não existem evidências claras e fortes o suficiente para que o modelo GARCH(1,1) seja considerado inferior, mesmo quando comparado a modelos mais complexos.

Um fato importante deste estudo é que os modelos que levam em conta as respostas assimétricas apresentaram um desempenho superior àqueles modelos que não levam em conta tal fato.

Awartani e Corradi (2005) testam diversos modelos de volatilidade com o intuito de realizar previsões. Neste estudo o fenômeno analisado foi o comportamento de um índice financeiro denominado S&P-500. Segundo os autores, o modelo GARCH foi superado pelas variações deste modelo que fazem uso da assimetria de resultados.

Na literatura acadêmica relacionada ao mercado financeiro, um dos modelos mais comuns utilizados para descrever a volatilidade dos ativos financeiros é a metodologia GARCH e suas variações. Outro ponto que merece destaque é o grau utilizado nesta metodologia pela literatura: normalmente utilizam-se os modelos GARCH(1,1).

Os modelos GARCH assimétricos são apontados na literatura como boas opções para descrever a volatilidade de ativos financeiros. Dentre estas variações, o modelo EGARCH aparece como uma boa alternativa dada sua estrutura simples, baixa complexidade de cálculo e a facilidade de se obter métodos computacionais para o seu cálculo.

Os autores Alberg, Shalit e Yosef (2008), Mohd e Shamiri (2007) Xie e Li (2010) conduziram estudos comparando o desempenho do modelo GARCH e suas variações com outros modelos. Todos estes autores apresentaram conclusões semelhantes quanto ao resultado de seus trabalhos. Os modelos que levam em conta respostas assimétricas tendem a apresentar um desempenho superior quando comparados com aqueles que não levam em conta tal fato. O modelo EGARCH é sugerido como uma boa alternativa quando o comportamento de ativos financeiros esta sendo analisado.

2.5 PASSEIO ALEATÓRIO

Uma variável segue um passeio aleatório caso o caminho percorrido por esta ao longo do tempo consista de uma sucessão de passos aleatórios.

O conceito do passeio aleatório tem sido utilizado nos vários ramos da ciência para descrever os mais diversos fenômenos, como o caminho percorrido por moléculas de gás ou o percurso traçado por um animal.

Uma analogia que pode ser utilizada para descrever o passeio aleatório é o caminho que um indivíduo embriagado percorre ao deslocar-se de um ponto A até o ponto B andando.

O conceito do passeio aleatório é utilizado no mercado financeiro para descrever a trajetória de preços de um determinado ativo ao longo do tempo, um simples exemplo pode ser visto na Figura 4, em que são simulados quatro passeios aleatórios possíveis para um mesmo ativo.

Uma abordagem discreta muito utilizada na modelagem de ativos financeiros sugerida por Hull (2002) pode ser vista na equação a seguir.

$$\delta S = \mu S \delta t + \sigma S \epsilon \sqrt{\delta t} \quad (9)$$

Onde:

- S é o preço de um determinado ativo;
- μ é o rendimento médio esperado de um determinado ativo;
- δt é o intervalo de tempo,
- ϵ é uma variável aleatória de uma distribuição normal padronizada;
- σ é a volatilidade de um determinado ativo.

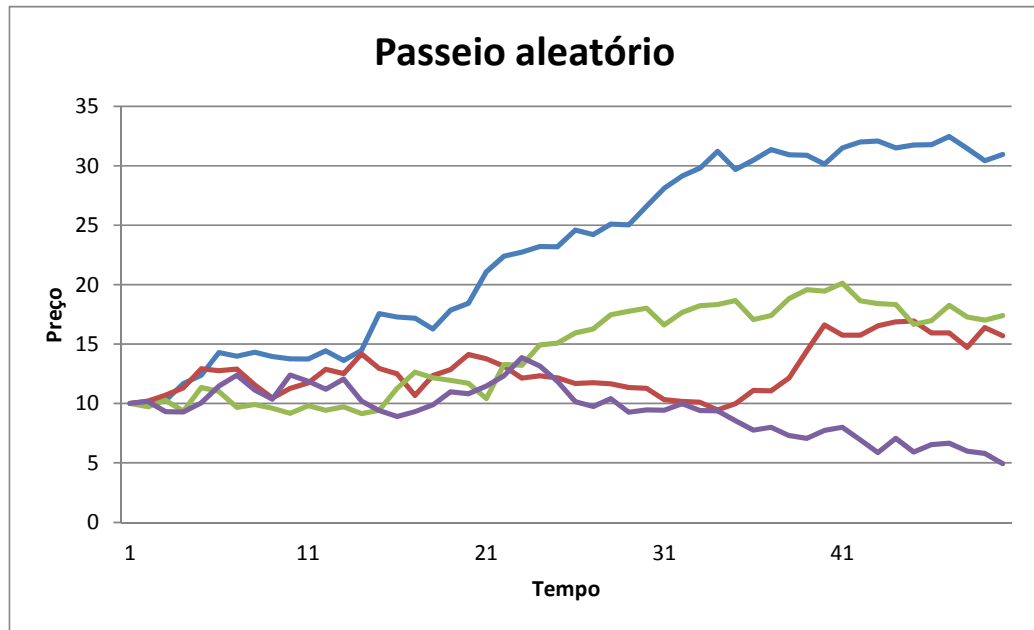


Figura 4: Passeio aleatório

Elaborado pelo autor

Inferências quanto ao comportamento futuro de um determinado ativo podem ser obtidas através da utilização conjunta desta abordagem com o método de Monte Carlo. Os mais variados cenários podem ser traçados, permitindo que se observe não apenas o comportamento de um determinado ativo como o comportamento de uma carteira de ativos.

2.6 FREQUÊNCIA

Séries temporais são compostas por diversas observações de um determinado fenômeno ao longo do tempo. A quantidade de observações colhidas em um determinado período de tempo representa a frequência com que as observações serão adicionadas à série temporal.

Grande parte do conhecimento disponível na literatura referente às técnicas e modelos utilizados no mercado financeiro é fundamentado em dados de baixa frequência, muito

frequentemente dados diários, ou seja, obtém-se apenas 1 novo ponto para a série histórica por dia.

A utilização de dados de baixa frequência gera algumas discrepâncias entre os modelos e políticas adotados nas empresas e o que efetivamente ocorre quotidianamente para os envolvidos na linha de frente do mercado financeiro.

Diversos modelos de risco cujo objetivo é estimar a perda máxima de uma organização em um dia fazem uso de dados diários para calcular a volatilidade da carteira de ativos da organização. Porém não consideram que os agentes do mercado responsáveis pela gestão da carteira, apesar de muitas vezes também utilizarem dados diários para o desenvolvimento de suas estratégias e modelagens, estão expostos aos dados de alta frequência. Estes reagem às variações de preços ao longo do dia.

O comportamento dos dados de alta frequência é distinto daquele observado nas séries históricas dos dados da baixa frequência. Esta divergência pode gerar variações no valor da carteira de ativos da instituição que superam aqueles definidos pela organização ao utilizarem dados de baixa frequência para a obtenção dos limites, por exemplo.

A utilização dos dados de alta frequência e a execução de ordens em alta frequência ganhou importância a partir de 1999 quando a comissão de valores mobiliários dos Estados Unidos da América deu aval para que esta modalidade de transação pudesse ser efetuada legalmente.

A evolução desde então tem sido extremamente rápida. Um exemplo é o volume de transações executadas no mercado por tal modalidade de operação. Em 1999, o volume transacionado que seguia a lógica de execução em alta frequência atingiu o valor de 70% das transações de ações negociadas nos EUA em 2010.

Existem diversas estratégias e abordagens utilizadas pelas instituições para operarem em alta frequência, algumas estratégias consistem em realizar arbitragens – obter lucros sem risco, aproveitando-se de perturbações do mercado – já outras objetivam criar e fomentar o mercado de um determinado ativo, desta forma sempre fornecendo aos agentes do mercado um preço de compra e venda.

Na literatura existe uma grande variedade de resultados e modelagens que se baseiam na utilização e execução de ordens em alta frequência para operações no mercado financeiro.

Vaninsky (2010) sugere uma abordagem para a utilização de dados de alta frequência. Segundo este autor, é possível obter retornos em excesso aos benchmarks quando dados e execução em alta frequência são empregados para a negociação de ações no mercado norte-americano. O autor emprega um método conhecido por redes neurais para a tomada de decisões de compra e venda por seu algoritmo.

Já os autores Zhou (1996) e Andersen, Bollerslev e Das (2001) adotam uma postura teórica e estudam as nuances dos dados em alta frequência. Características e comportamentos que antes eram aceitos como verdades quando o fenômeno analisado baseava-se em dados de baixa frequência passaram a ser argumentados como falsos quando analisados sob a ótica de alta frequência.

Hoje no mercado financeiro coexistem diversos agentes que possuem estratégias e realizam suas ações nas mais variadas frequências. Certamente até o presente momento não existe uma determinada frequência que possui uma clara vantagem sobre as demais, caso contrário todos os agentes migrariam para tal frequência para aproveitar de tal vantagem.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Nesta seção é caracterizado como o processo atual é executado na organização e identificadas suas limitações. Para tal tarefa optou-se por utilizar o diagrama de causa-e-efeito.

A especificação do sistema e o desenvolvimento do algoritmo são apresentados em seguida.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DO PROCESSO ATUAL

Existe um grupo de operações que possuem como objetivo aproveitar algum tipo de fluxo que esteja deturpando o comportamento de um determinado ativo. As mercadorias negociadas no mercado financeiro apresentam correlação entre si, desta forma quando dois ativos correlacionados não apresentam o comportamento esperado, costuma-se considerar tal fenômeno um desvio.

Tais operações caracterizam-se por apresentar uma curta duração, normalmente sendo finalizadas no mesmo dia. A transação destes desvios pelos operadores da organização é efetuada utilizando-se pares de ativos correlacionados, ou seja, executa-se a compra e a venda de ativos cuja correlação é positiva com o intuito de mitigar a possibilidade de que a variação do ativo talvez não seja um desvio.

As atividades com fins especulativos no mercado financeiro não seguem um processo bem definido e claro, variando de operador para operador. No entanto alguns pontos podem ser destacados quando comparamos o processo decisório de alguns dos operadores da organização.

O primeiro ponto é a escolha dos ativos que serão monitorados durante o dia.

A próxima etapa é a definição dos indicadores e os parâmetros utilizados para indicar a ocorrência de um desvio.

A partir dos indicadores, os operadores acompanham o comportamento de diversos ativos ao longo do dia, quando um possível desvio é identificado, o operador deve averiguar a ocorrência ou não do fenômeno. Caso positivo, o operador deve definir o montante a ser investido, os pontos de entrada e saída da operação e o limite de perda.

A próxima etapa é executar a operação e monitorar seus indicadores para que a próxima ação seja iniciada. A etapa final consiste na execução da operação contrária com o intuito de finalizar a transação.

Na organização não existe um procedimento padrão para lidar com esta estratégia. Tal estratégia é regida pela experiência e velocidade dos envolvidos em detectar tais desvios, definir o plano de ação e executar as ações necessárias. O fluxograma criado a partir das atividades comuns executadas pelos operadores da organização pode ser visto na Figura 5.

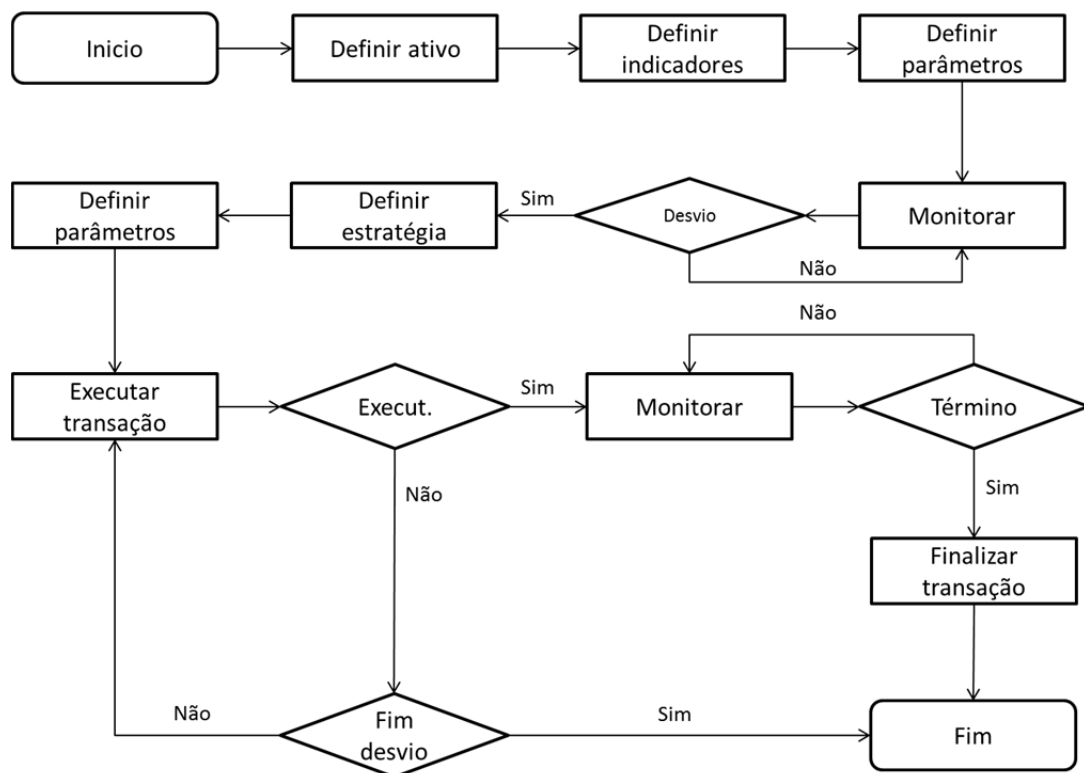


Figura 5: Fluxograma para detecção e atuação em desvios

Elaborado pelo autor

3.2 FATORES CRÍTICOS

Através de entrevistas com os operadores da organização, os fatores críticos de sucesso para que estes consigam transacionar um desvio foram identificados:

- Monitoramento de diversos ativos;
- Definição dos parâmetros que definem um desvio;
- Velocidade na identificação do fenômeno;
- Velocidade de execução.

O tempo envolvido no processo decisório relacionado à ocorrência dos desvios é uma variável importante no processo. Como o retorno de cada operação é baixo, o ponto de entrada mostra-se como uma variável importante para o sucesso da operação. Desta forma o tempo entre a identificação de um desvio, a execução do processo decisório e a efetivação da operação afetam o resultado da transação.

Tendo em vista a curta duração de um desvio, o processo decisório e o grande número de ativos financeiros existentes, é extremamente difícil para um operador conseguir transacionar tais desvios de maneira consistente e lucrativa.

3.3 ANÁLISE DE CAUSAS

Tendo em vista os fatores críticos de sucesso para que um operador consiga transacionar um desvio e o processo decisório utilizado pelos operadores, optou-se por utilizar-se um diagrama de causa-e-efeito (Figura 6) com o intuito de descobrir os principais pontos que não contribuem ou criam dificuldades para que os fatores críticos sejam atingidos.

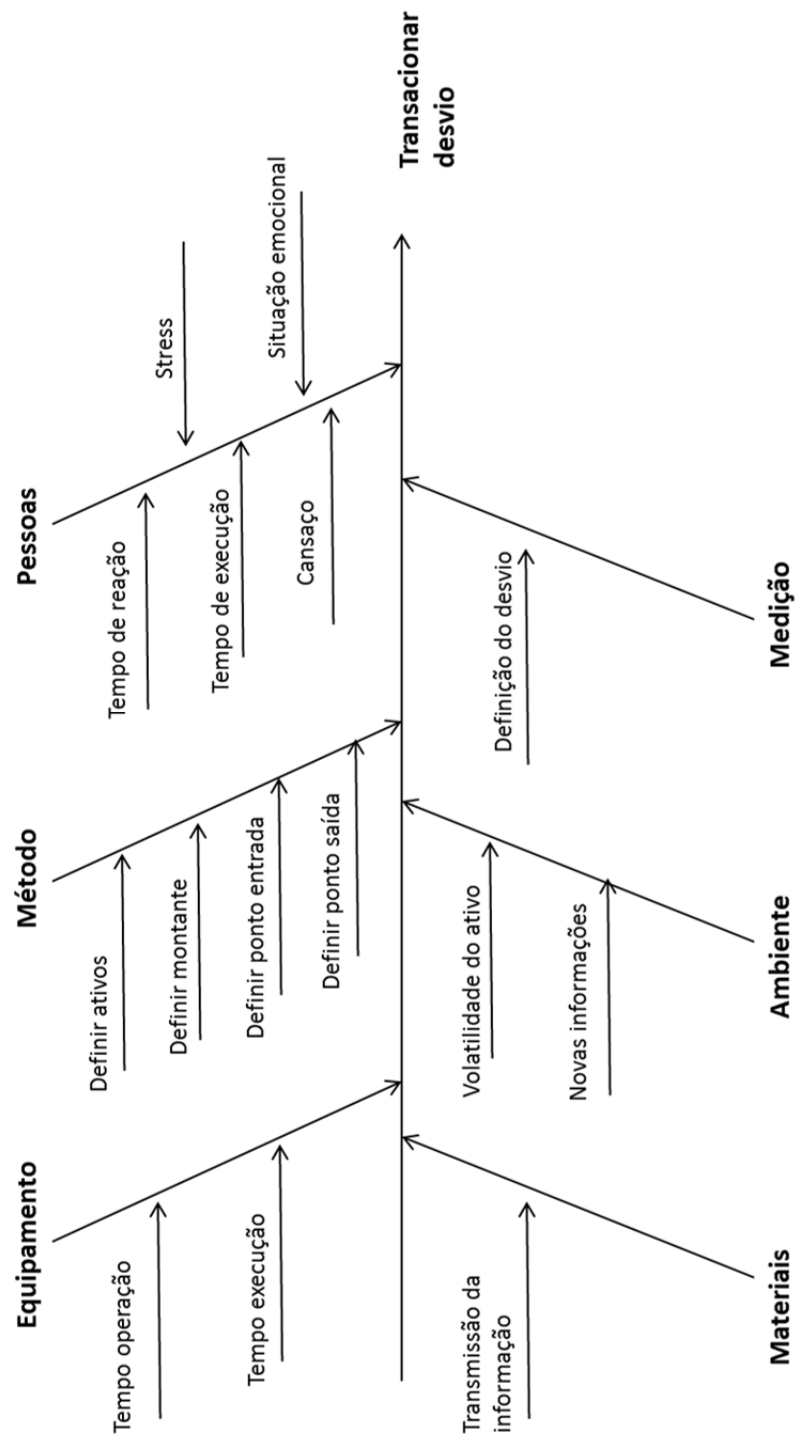


Figura 6: Diagrama de causa-e-efeito para a transação de desvios

Elaborado pelo autor

No item equipamento, o tempo que o operador leva para acessar o componente da plataforma de negociação, inserir os dados e executar a ordem aparece como um problema que pode inviabilizar a operação. Como normalmente a operação é executada em pares, o

procedimento para a compra e venda de ativos deve ser executado duas vezes. Devido ao tempo necessário para que tais atividades sejam executadas, os parâmetros utilizados no planejamento da operação podem não ser mais válidos.

Já no item método, existem diversas variáveis que devem ser definidas pelo operador. Tais variáveis impactam na rentabilidade da operação. Dado o tempo em que a operação deve ser idealizada e executada, a definição destas variáveis está sujeita à ocorrência de erros.

Com relação ao item pessoas, as características pessoais e o estado emocional do operador impactam a operação. Os tempos de reação e a habilidade do operador em executar a ordem afetam o tempo total do processo. Estado emocional e físico impactam na escolha das variáveis e na velocidade de reação e execução.

No quesito materiais, a velocidade de transmissão da informação afeta o tempo total do processo. De maneira geral este é o menor tempo do processo em questão.

O ambiente é dinâmico, desta forma novas informações tornam-se públicas e afetam a dinâmica do mercado.

No item medição, após a definição dos indicadores a serem utilizados, é necessário definir o que é considerado um desvio. Assim o operador poderá agir assim que o evento esperado ocorrer. Como são diversos os ativos que os operadores acompanham, é necessário especificar para cada um destes os limites e monitorá-los.

Os itens agrupados nas 6 categorias criam dificuldades para os operadores identificarem e executarem todas as operações necessárias para que o desvio identificado possa ser explorado.

3.4 DESENVOLVIMENTO DA SOLUÇÃO

A solução do problema deve contemplar os fatores críticos e corrigir as falhas do processo atual apontadas na análise de causas.

Com o intuito de facilitar o desenvolvimento da solução, as causas apontadas no diagrama de causa-e-efeito foram agrupadas em quatro blocos (Figura 7).

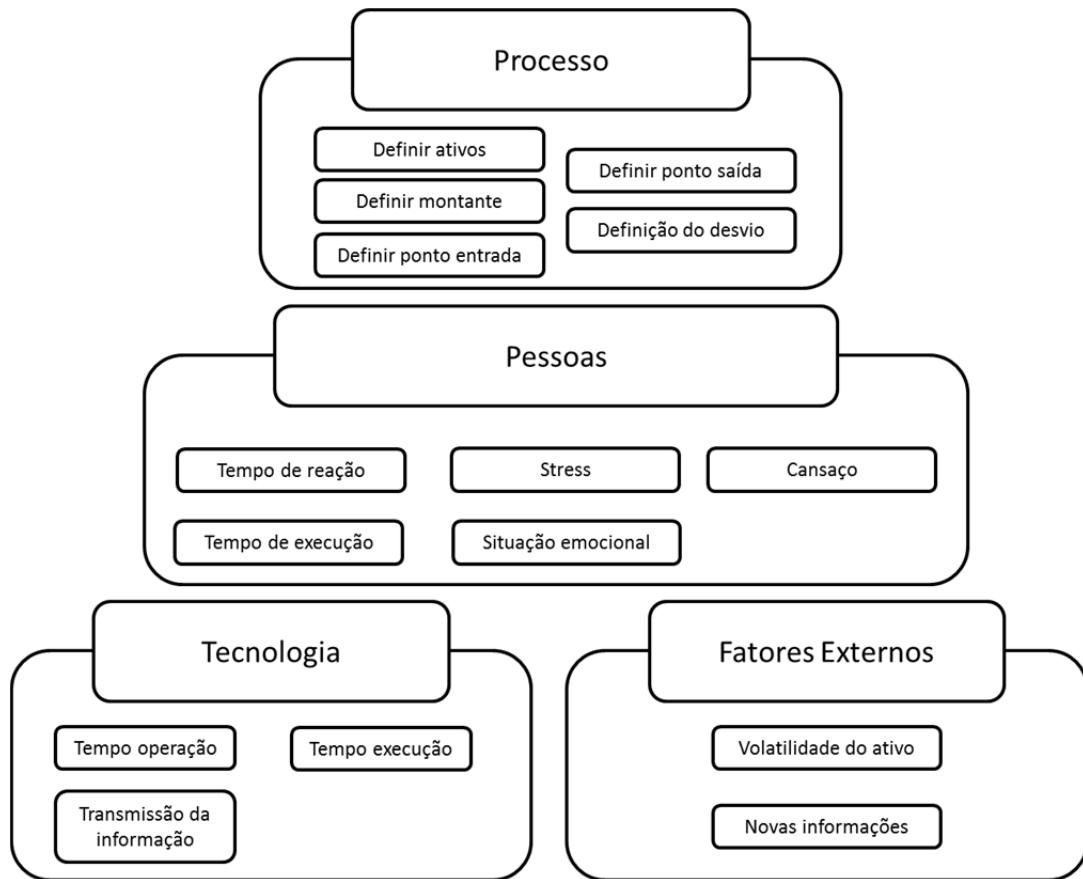


Figura 7: Diagrama de afinidades

Elaborado pelo autor

O bloco tecnologia aparece como um dos pilares do processo, caso este bloco esteja inoperante, o processo não pode ser executado. Os pontos destacados neste bloco podem ser mitigados através do redesenho das ferramentas de transação e melhoria na infraestrutura da tecnologia da informação na organização. A ferramenta de negociação não é de autoria da organização, portanto não pode ser alterada pelo autor deste trabalho.

Uma alternativa seria o desenvolvimento de uma ferramenta de negociação proprietária pela organização que atenda as necessidades dos operadores e leve em conta o tempo e facilidade para que as tarefas sejam executadas.

O grupo fatores externos não pode ser controlado ou influenciado de maneira significativa pela organização, portanto o processo deve ser capaz de gerenciar as alterações das variáveis ambientais.

O bloco pessoas apresenta diversos itens que estão intimamente relacionados à natureza dos operadores e ao ambiente de trabalho. Neste item fatores como a carga de trabalho, responsabilidades e características pessoais afetam diretamente o processo decisório.

Para mitigar os problemas apontados neste item pode-se destacar a reestruturação das atividades dos operadores, de forma a diminuir as responsabilidades dos envolvidos, contribuindo para diminuir o cansaço, stress e distúrbios emocionais. Quanto ao tempo de reação e execução, treinamentos podem ser criados e o redenho da ferramenta utilizada contribuem para mitigar este ponto.

O bloco processo é composto por variáveis que são definidas pelos operadores durante a execução do processo decisório. Para mitigar os pontos destacados, podem ser criados procedimentos que padronizem tais escolhas e reduzam o tempo necessário para que tais escolhas sejam feitas, o contraponto de tal alternativa é a dinamicidade das variáveis ambientais que dificulta tal abordagem.

Caso as alternativas sugeridas fossem desenvolvidas e implementadas, possivelmente aumentaríamos as chances de sucesso dos operadores em transacionar os desvios, porém tais ganhos não serão suficientes para mitigarmos completamente as causas apontadas.

O fator tempo exerce uma grande influência sobre o processo, uma vez que os pontos de entrada e saída da operação afetam o seu resultado.

Ao considerarmos o tempo necessário para o operador atuar quando este detectar um desvio e o processo decisório envolvido, agravado pelo grande número de ativos que este indivíduo cobre, observa-se que o processo certamente não será consistente ao longo do tempo.

Outro fator que devemos considerar é que os operadores são humanos, portanto não é possível que estejam 100% do tempo atentos e disponíveis, devem ir ao banheiro, alimentar-se e realizar outras tarefas.

Dependendo do estado psicológico, as reações do indivíduo podem ser mais lentas e as decisões podem não seguir o padrão desejado.

Desta forma a alternativa proposta consiste na utilização de um sistema computacional autônomo que execute todo o processo, seguindo alguns parâmetros definidos pelos operadores.

Tal sistema mitiga as causas apontadas no diagrama de causa-e-efeito elaborado neste trabalho.

Revisitando o diagrama de afinidades o grupo fatores externos é mitigado pela capacidade do sistema em monitorar constantemente os preços dos ativos e levar em conta tais variações nas decisões.

O bloco pessoas será impactado benéficamente uma vez que as limitações mencionadas não mais impactarão o processo, uma vez que os computadores não são afetados por características psicológicas ou limitações humanas como estresse ou cansaço.

Como ponto negativo com relação ao bloco pessoas, ao substituírmos o ente humano por uma máquina perdemos a flexibilidade e capacidade humana em lidar com situações fora do padrão.

Por último, o bloco processo dependerá da correta especificação do processo decisório, das variáveis envolvidas e os controles necessários para que o sistema possa atingir o objetivo desejado.

3.5 ESPECIFICAÇÃO DO SISTEMA

O sistema proposto deve ser capaz de executar autonomamente o processo decisório mapeado na organização, dependendo somente de alguns parâmetros definidos pelo operador e inseridos no sistema antes de sua inicialização.

O primeiro passo consiste na definição dos parâmetros utilizados pelo sistema. O operador deve inserir informações como limites de ganho e perda, montante a ser negociado e quais ativos serão operados pelo sistema.

O operador também deve definir os parâmetros que definem pontos de entrada e saída para as operações e travas de tempo para limitar a execução das ordens.

Portanto os requisitos funcionais do sistema são:

- Monitorar ativos;
- Detectar desvios
- Executar ordens
- Monitorar transações;
- Gerenciar carteira de ativos;
- Monitorar resultado.

Como requisitos não funcionais o sistema deve apresentar:

- Executar ordens no preço definido pelo algoritmo e vigente no mercado;
- Evitar que parâmetros incorretos sejam inicializados no sistema;
- Estabilidade;
- Facilidade para o usuário iniciar, alterar e finalizar estratégias.

Após a inserção dos parâmetros, o sistema pode ser inicializado. O sistema monitorará continuamente todos os ativos definidos pelo usuário.

Utilizando a modelagem dos ativos presentes no algoritmo, caso o sistema detecte um desvio, este verificará a carteira presente e a existência de espaço na carteira para a transação. Caso tais restrições estejam satisfeitas, o sistema definirá o montante a ser investido de cada ativo e enviará as ordens de compra e venda do par analisado.

A próxima etapa é monitorar o comportamento da transação, caso algum limite seja acionado (ganho idealizado, perda máxima, pontos de saída) o sistema enviará ordens de compra a venda para finalizar a transação.

Este fluxo de atividades é executado continuamente pelo sistema ao longo do dia. Ao término do dia, caso existam ainda transações abertas em carteira, o sistema as finaliza, independentemente de seu resultado.

O fluxograma o qual descreve as atividades e o funcionamento do sistema pode ser visto na Figura 8.

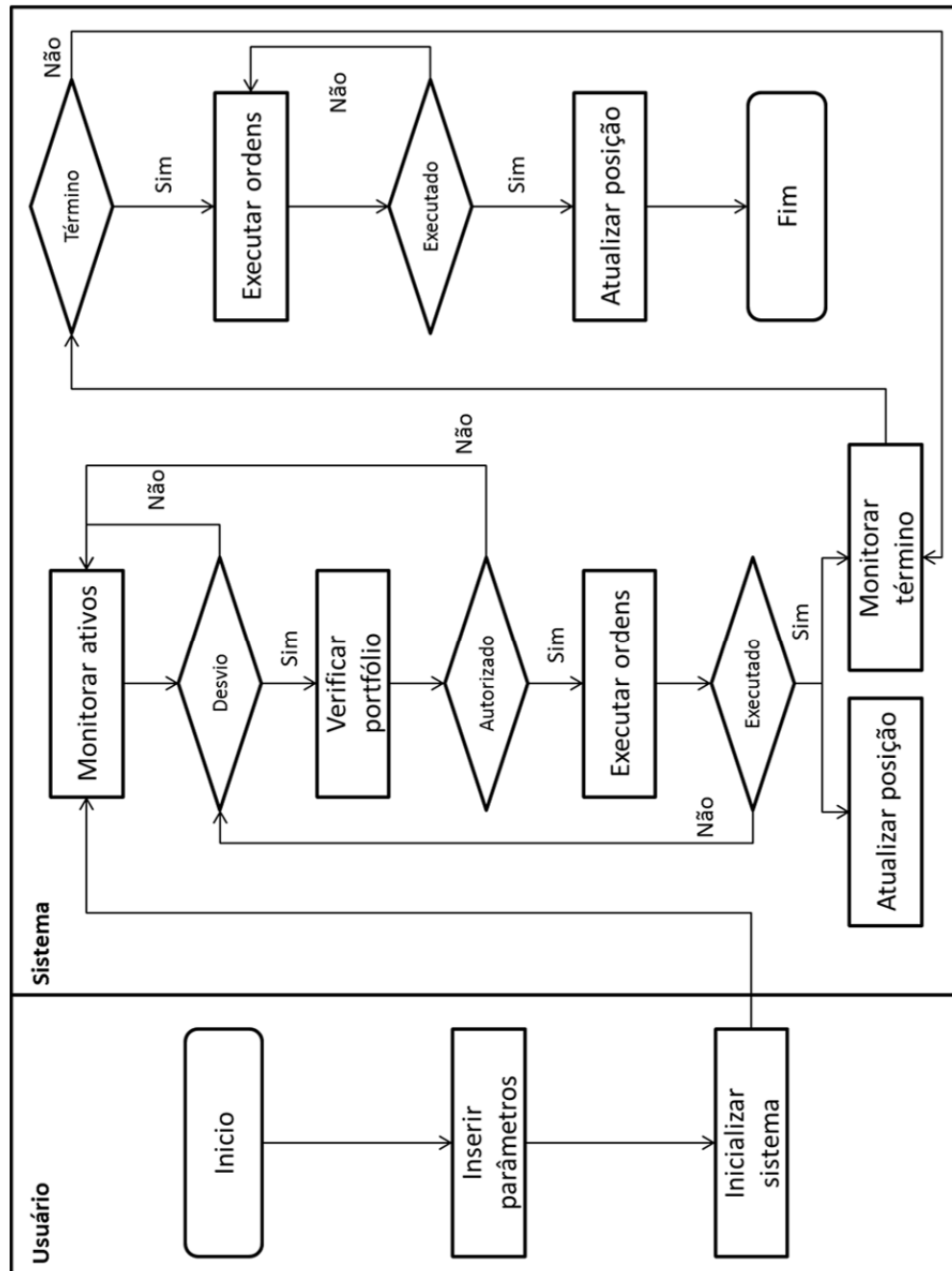


Figura 8: Fluxograma do sistema

Elaborado pelo autor

As entradas do sistema são:

- Ponto de início da estratégia;
- Ponto de término da estratégia em caso de perda;
- Ponto de término da estratégia em caso de ganho;
- Ativos;
- Perda máxima;
- Ganho máximo;
- Trava de tempo;
- Capital disponível.

As saídas do sistema são:

- Transações executadas;
- Operações em andamento;
- Resultado das operações concluídas;
- Resultado das operações em andamento.

3.6 DADOS

Neste trabalho, os ativos selecionados para o desenvolvimento e teste do sistema serão algumas moedas que são ativamente negociadas no mercado financeiro.

As moedas escolhidas foram:

- Dólar australiano (AUD);

- Dólar canadense (CAD);
- Franco suíço (CHF);
- Euro (EUR);
- Libra (GBP);
- Iene (JPY);
- Dólar neozelandês (NZD).

Estas moedas foram escolhidas por serem ativos extremamente líquidos, desta forma os custos de transação são minimizados e o comportamento destes ativos segue os fundamentos e dinâmicas do mercado, sem grandes interferências dos bancos centrais dos respectivos países.

Outro ponto positivo destas moedas é que a elevada liquidez permite a execução de grandes volumes de transação sem afetar os preços praticados no mercado.

Os dados utilizados compreendem o período de janeiro de 2011 a junho de 2012. Um breve resumo do preço médio destes ativos em dólar americano e o desvio padrão do retorno diário podem ser visto na Tabela 1.

Tabela 1: Características das moedas

	Preço médio (Dólar Americ.)	Desvio padrão
AUD	1,0337	0,91%
CAD	1,0072	0,72%
CHF	1,1159	0,96%
EUR	1,3640	0,76%
GBP	1,5961	0,60%
JPY	0,0126	0,59%
NZD	0,7962	0,95%

O comportamento deste grupo de ativos ao longo do período estudado pode ser visto na Figura 9.

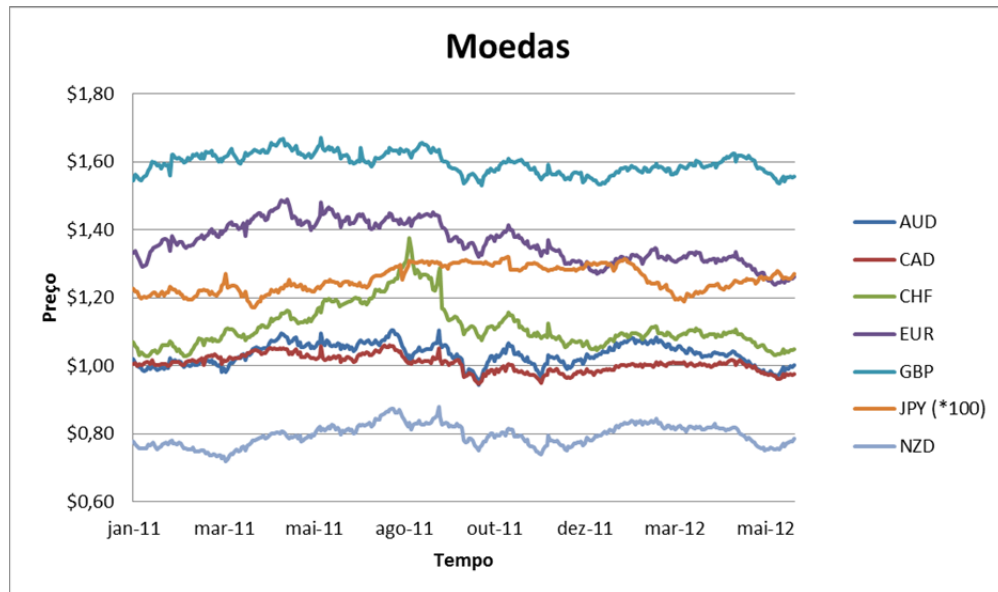


Figura 9: Comportamento dos ativos (Dados obtidos da Bloomberg)

Elaborado pelo autor

Outra característica importante que merece destaque é a heterocedasticidade dos dados. O comportamento da volatilidade calculado em uma janela de 22 dias úteis calculada a partir dos retornos diários pode ser visto na Figura 10.

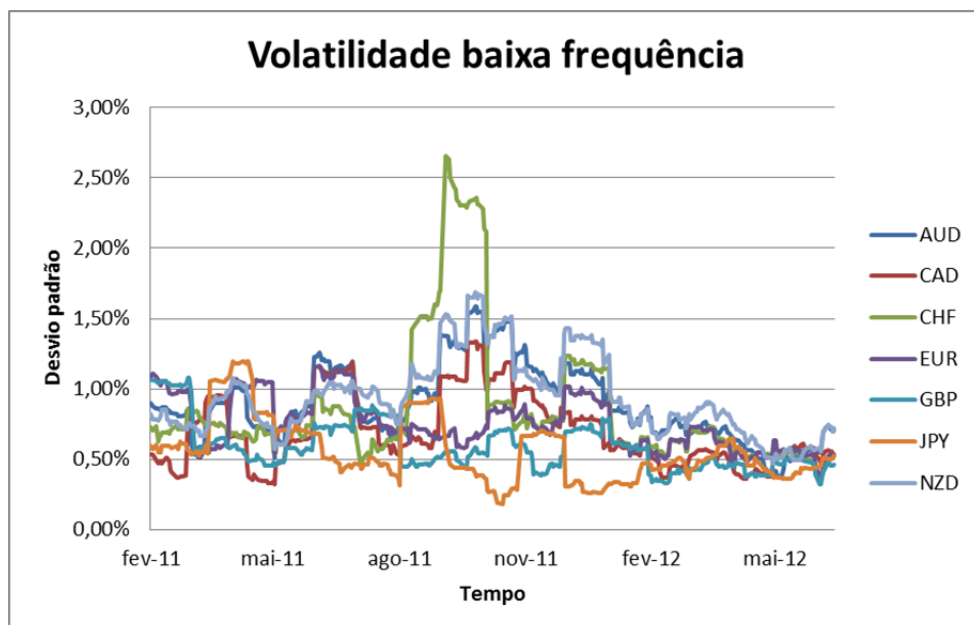


Figura 10: Volatilidade calculada em uma janela de 22 dias úteis. (Dados obtidos da Bloomberg)

Elaborado pelo autor

Observando-se os resíduos da série de retornos de alta frequência (intervalos de 10 minutos) podemos verificar que a distribuição destes ao longo do tempo apresenta padrões, portanto não se encontram aleatoriamente distribuídos, tal fato corrobora com a heterocedasticidade da série.

Um exemplo dos resíduos de uma das séries (AUD) pode ser visto na Figura 11. Os gráficos dos resíduos para as outras séries podem ser vistos no Apêndice A.

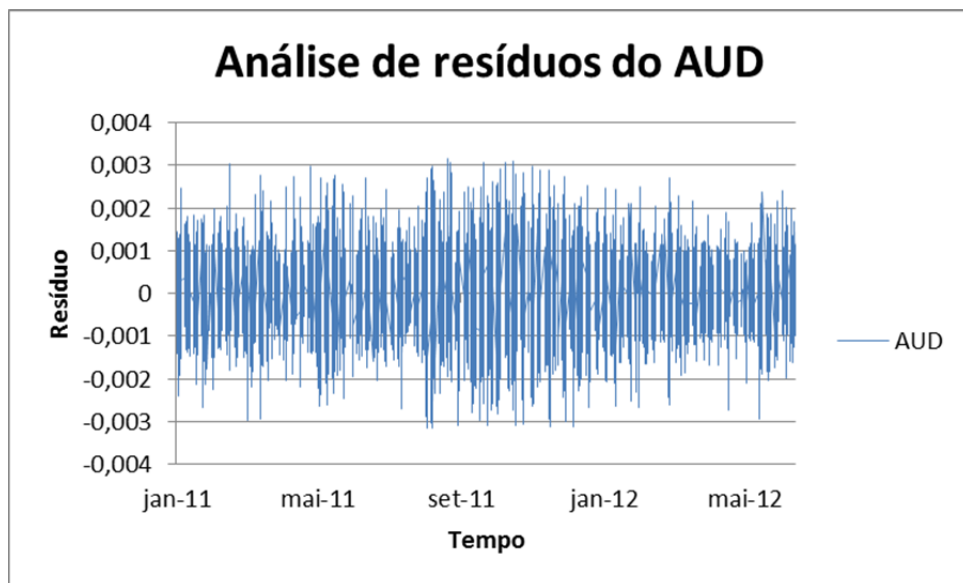


Figura 11: Análise de resíduos do AUD

Elaborado pelo autor

O comportamento dos ativos ao longo do dia difere do comportamento observado quando utilizamos dados diários para analisar o fenômeno. Um exemplo deste fato pode ser visto na Figura 12, onde a volatilidade é calculada na mesma janela móvel de 22 dias, porém neste caso os retornos referem-se a intervalos de 10 minutos.

Uma abordagem sugerida na literatura (HULL, 2002) é considerarmos que os retornos são independentes e identicamente distribuídos seguindo uma distribuição normal. Tomando como verdadeira esta hipótese, podemos obter a volatilidade dos retornos de alta frequência.

Porém ao observarmos o comportamento da volatilidade ao longo do tempo obtido neste trabalho, tal afirmação não pode ser inferida. Caso aceitássemos como válida tal hipótese, a volatilidade de alta frequência seria subestimada. Isto causaria grandes problemas

à modelagem do problema, pois algumas variações poderiam ser erroneamente classificadas como desvios.

Tendo em vista este fato, ao tentarmos inferir o comportamento dos ativos ao longo do dia a partir de dados de baixa frequência, estaríamos ignorando as evidências de que tal modelagem seria inapropriada para os objetivos deste trabalho.

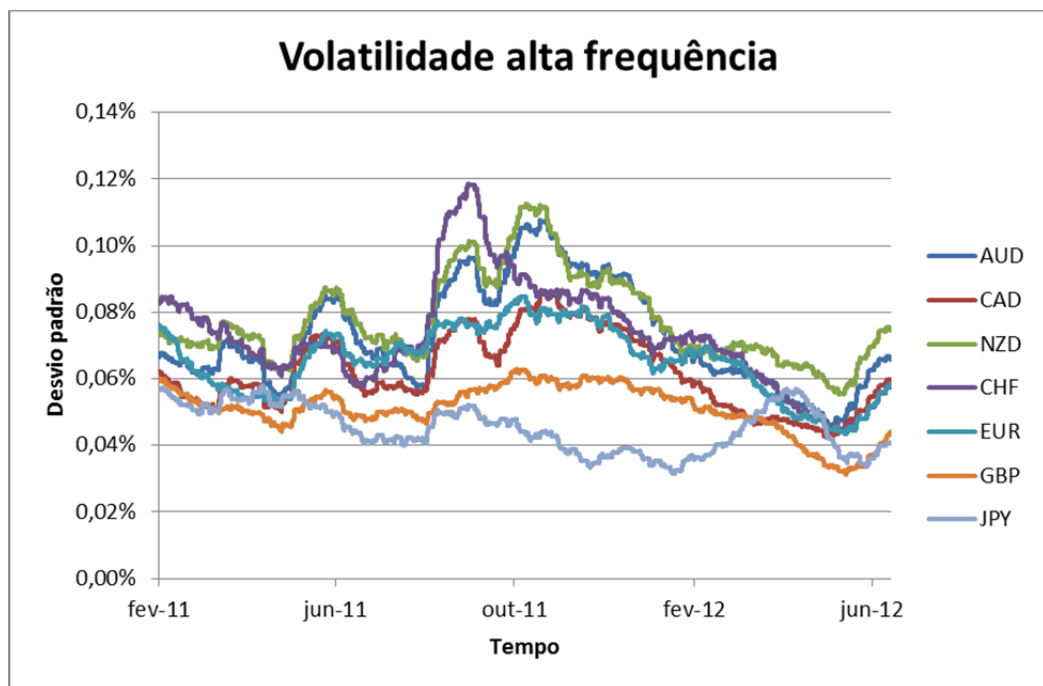


Figura 12: Volatilidade calculada a partir de dados de alta frequência

Elaborado pelo autor

A afirmação defendida na literatura de que os retornos são independentes possui sustentação uma vez que os correlogramas não indicam a existência de autocorrelação (calculada a partir dos retornos com intervalos de 10 minutos) para os ativos estudados (com 5% de nível de significância).

O correlograma para o ativo AUD pode ser visto na Figura 13. Os demais correlogramas utilizados neste trabalho para as outras séries podem ser visto no Apêndice A.

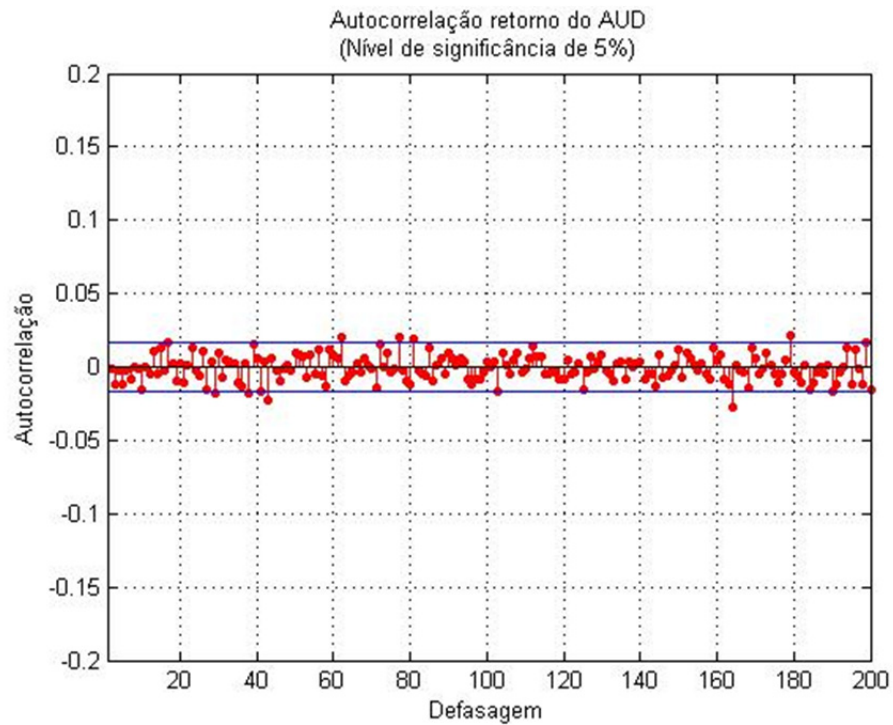


Figura 13: Correlograma do AUD

Elaborado pelo autor

Porém quando se executa o mesmo exercício utilizando-se o quadrado dos retornos verifica-se a existência de autocorrelação. Tal fato fornece indícios de que os modelos da série GARCH podem ser utilizados para descrever o comportamento da variável sob análise.

A Figura 14 evidencia a existência de autocorrelação para a série histórica do AUD (com 5% de nível de significância). Os demais gráficos utilizados neste trabalho referentes aos outros ativos podem ser visto no Apêndice A.

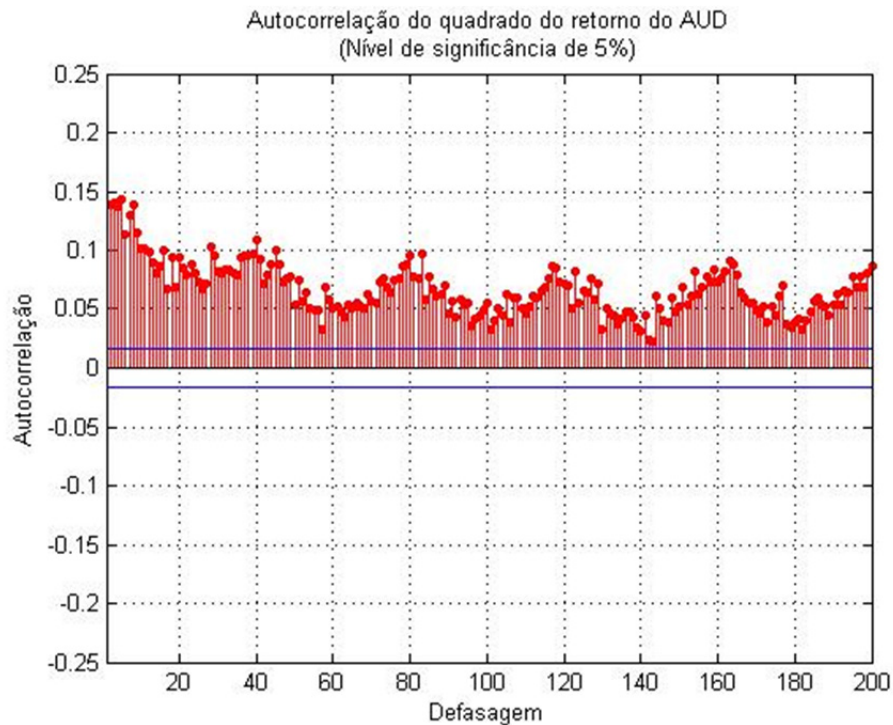


Figura 14: Correlograma do quadrado do retorno do AUD

Elaborado pelo autor

Observando-se os correlogramas pode-se notar a existência de padrões cujo ciclo repete-se a cada 40 níveis de defasagem. Isto decorre do fato que ao utilizarmos o horário de negociação do mercado norte-americano como base, dado o seu horário de funcionamento e removendo-se da amostra os 10 minutos iniciais e finais de cada pregão, obtém-se 40 pontos por dia.

Para concluirmos que o comportamento do retorno dos ativos pode ser modelado através dos modelos da série GARCH, utilizou-se o teste desenvolvido por Engle para verificar a existência de heterocedasticidade condicional nos resíduos (retorno – média do retorno), sendo a hipótese nula (0) a não confirmação deste fato.

Este teste foi aplicado a cada uma das séries, utilizando-se diversos níveis de defasagem (10, 20, 40, 60, 80, 100, 120, 140, 160, 180 e 200) com um nível de significância de 5% (apêndice B).

Ao observarmos o comportamento da volatilidade com o retorno do ativo, podemos observar que de maneira geral, choques negativos costumam gerar um maior impacto sobre a volatilidade.

Tal efeito demonstra a ausência de simetria nas reações dos agentes do mercado.

Para demonstrar tal fato, comparou-se o retorno normalizado dos ativos com o quadrado do retorno como variável para representar a volatilidade. Para facilitar a observação, os dados foram suavizados utilizando-se uma média móvel de 40 períodos.

A Figura 15 exibe a comparação entre o retorno normalizado do AUD com o quadrado do retorno. Os demais gráficos utilizados neste trabalho referentes aos outros ativos podem ser visto no Apêndice A.

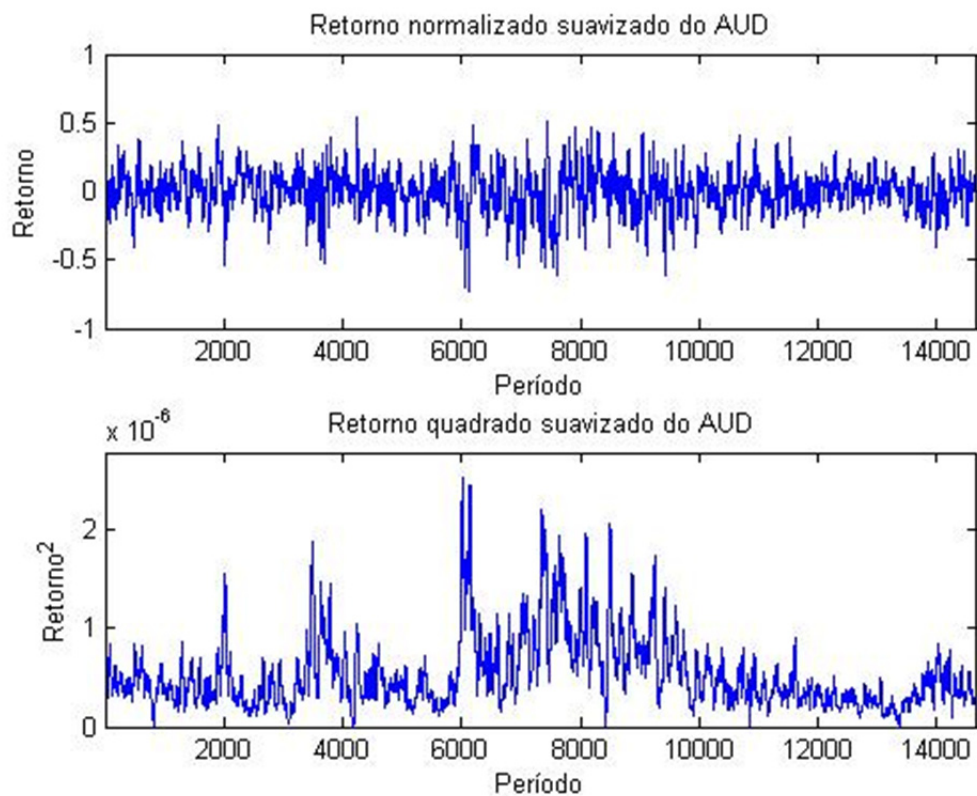


Figura 15: Retorno e volatilidade suavizados do AUD

Elaborado pelo autor

3.7 ALGORITMO

O objetivo do sistema é tratar os desvios que ocorrem no mercado financeiro ao longo do dia assim que estes se manifestarem. Por este motivo este sistema deve monitorar continuamente variáveis do mercado, analisando-as e, caso necessário, executando ordens.

Para que o sistema possa agir, este deve saber quando deve fazê-lo. Portanto é necessário definir o que o sistema deve monitorar e com o que comparar.

O algoritmo proposto neste trabalho faz uso de informações passadas para gerar possíveis cenários futuros. Tais cenários constituem a base de comparação do sistema.

O algoritmo compara os preços dos ativos sendo transacionados no mercado continuamente com os cenários criados para identificar deturpações no mercado.

Caso um desvio seja identificado, o sistema deve agir, respeitando os limites e parâmetros impostos pelo usuário.

3.7.1 MODELAGEM

O preço de um ativo financeiro ao longo do tempo pode ser visto como uma sequência aleatória de variações. Este é o princípio da teoria do passeio aleatório.

Tomando como verdadeira esta teoria, caso sejam simulados diversos percursos para um determinado ativo, um destes corresponderá ao percurso observado pelo ativo ao longo do tempo. Os demais constituem cenários possíveis que não ocorreram.

Considerando que todas as variáveis são observadas no mesmo intervalo de tempo, temos que o retorno de um ativo pode ser modelado por:

$$r = \mu + \sigma\epsilon \quad (10)$$

Onde:

- r é o retorno do ativo;
- μ é o retorno médio do ativo;
- σ é o desvio padrão do retorno;
- ϵ é uma variável aleatória de uma distribuição normal padronizada.

O retorno do ativo é definido como o retorno continuamente composto:

$$P_1 = P_0 e^r \quad (11)$$

Onde:

- P_1 é o preço no período 1;
- P_0 é o preço no período 0.

A modelagem do comportamento do retorno dos ativos através da teoria do passeio aleatório é coerente com o fato de que o retorno dos ativos analisados não apresenta autocorrelação.

Observando o comportamento do desvio padrão do retorno ao longo do tempo, vemos que este não se mantém constante. A análise de resíduos nos fornece ainda mais evidências que a série não é homocedástica, uma vez que notamos a existência de padrões.

Os resíduos nos mostram a presença de clusters de volatilidade, ou seja, perturbações de módulo elevado são seguidas por outras também similares.

Levando em conta que a série não é homocedástica, não podemos modelar os retornos através de uma distribuição normal, caso o fizéssemos estaríamos incorrendo em erros que poderiam inviabilizar os objetivos do sistema.

Quando analisamos o quadrado do retorno (Figura 14 e Apêndice A), observamos que existe autocorrelação, portanto um indício que a série pode ser modelada por modelos do tipo ARCH e GARCH.

O teste de Engle nos fornece a confirmação que a série segue um processo ARCH, portanto podendo ser modelada pelas abordagens da série ARCH e GARCH.

Como estamos analisando o comportamento de ativos do mercado financeiro, modelos que sejam capazes de modelar a existência de clusters de volatilidade são desejáveis, uma vez que a série analisada apresenta tal fenômeno (tal qual podemos notar na análise de resíduos).

Desta forma os modelos da série GARCH são indicados, uma vez que não somente levam em conta as informações dos retornos passados, como também a volatilidade passada.

Ativos financeiros apresentam assimetria na reação a choques positivos e negativos. O modelo EGARCH leva tal fato em conta em sua formulação, por este motivo o mesmo foi escolhido para a modelagem do processo da volatilidade. Na literatura o modelo mais utilizado é o EGARCH (1,1), por ser robusto e evitar-se o sobreajuste do modelo, por este motivo este é o modelo escolhido para o sistema desenvolvido neste trabalho.

Uma das metodologias existentes para a precificação de ativos, denominada modelo de precificação de ativos financeiros reconhece a existência de dois fatores de risco utilizados para explicar o retorno esperado de um determinado ativo.

Um fator é o mercado, portanto uma característica que afeta todos os ativos financeiros. A intensidade, porém, é distinta para cada ativo.

O outro fator é denominado risco intrínseco do ativo, algo único e característico de um determinado ativo.

Quando se efetua uma operação composta por duas transações, uma compra e uma venda (caso a correlação dos ativos seja positiva) objetiva-se mitigar o risco de mercado.

Como é impossível prever com perfeita acurácia o comportamento do ativo no futuro, caso exista uma posição de um operador que vá contra a direção do mercado, possivelmente esta transação resultará em perdas.

O sistema possui como objetivo executar transações que explorem a ocorrências de desvios no mercado financeiro, gerando lucros à organização. Ao utilizar-se operações

casadas para atingir este objetivo, busca mitigar-se o risco de mercado e obter-se uma base para a definição da condição de equilíbrio entre diversos ativos.

Portanto o sistema proposto utiliza a relação entre os preços de dois ativos distintos para definir a situação de equilíbrio:

$$k = \frac{P_A}{P_B} \quad (12)$$

Outro benefício deste tipo de operação é a redução da volatilidade dos retornos da operação. Ao reduzir-se a exposição a um fator de risco, a volatilidade da operação deve ser beneficiada. Tal relação pode ser vista quando utilizamos a aproximação de que os retornos dos ativos podem ser representados por uma distribuição normal. Tal aproximação nos permite utilizar a relação expressa a seguir.

$$\sigma^2_P = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \sigma_i \sigma_j \rho_{ij} \quad (13)$$

Onde:

- σ^2_P é a variância do portfólio;
- w_i é a proporção do ativo i no portfólio;
- σ_i é o desvio padrão do ativo i;
- ρ_{ij} é o coeficiente de correlação entre os ativos i e j.

Observando a equação exposta, podemos notar que a presença de ativos distintos permite a redução da volatilidade do portfólio. Neste trabalho as operações executadas pelo sistema envolvem a venda e compra de dois ativos distintos (no caso em que estes ativos são correlacionados positivamente), asseguramos que o coeficiente de correlação entre as operações seja negativo, desta forma reduzindo a volatilidade da operação.

A determinação da proporção dos ativos que compõem cada operação é feita através de simulações. Em cada simulação a proporção de cada ativo é alterada, o algoritmo então registra a volatilidade da carteira. A proporção escolhida é aquela que minimiza a volatilidade da carteira.

Como a modelagem para o retorno utilizada neste trabalho é baseada no passeio aleatório, a relação expressa na equação (12) não pode ser considerada como uma constante.

O algoritmo faz uso desta relação para iniciar ou finalizar uma transação, portanto é necessário explicitar quais valores o algoritmo deve acompanhar e comparar para realizar suas tarefas.

Utilizando uma janela de tempo determinada pelo usuário, o algoritmo calcula os parâmetros da modelagem proposta que melhor descrevem o comportamento do ativo neste período. Portanto os parâmetros do modelo EGARCH são calculados baseados no processo (passeio aleatório) que os retornos são descritos.

A próxima etapa é a geração de cenários futuros baseados nas previsões geradas pela modelagem. O método de Monte Carlo é utilizado para a geração de cenários. Para cada ativo são gerados 10.000 cenários distintos.

Existe, no entanto, uma restrição para a geração dos cenários. Dado que os ativos apresentam correlação entre si, os cenários gerados devem respeitar este fato. Para que esta restrição fosse atendida, foi utilizado o método denominado decomposição de Cholesky.

A decomposição de Cholesky faz com que números gerados aleatoriamente respeitem uma matriz de correlação.

Outro ponto que merece atenção no método de Monte Carlo é a distribuição que é utilizada para a geração dos números aleatórios que servirão para a composição dos cenários. Neste trabalho duas alternativas foram consideradas, a distribuição normal e a distribuição t-Student.

O critério para a seleção da distribuição utilizada na modelagem foi baseado na capacidade da distribuição em descrever os choques existentes na série de dados, respeitando-se a modelagem proposta.

Reordenando os componentes da equação (10), pode-se definir o choque padronizado como:

$$\epsilon = \frac{(r - \mu)}{\sigma} \quad (14)$$

Como os choques não devem apresentar clusters de volatilidade e não apresentam autocorrelação, caso a modelagem seja apropriada, tais características devem ser vistas ao analisarmos o gráfico de resíduos e o correlograma.

Os gráficos de choques padronizados indicam estabilidade e não evidenciam a presença de clusters de volatilidade. Ambas as abordagens foram bem sucedidas neste ponto, por este motivo apenas os gráficos elaborados através da distribuição t-Student são apresentados neste trabalho.

A Figura 16 apresenta o gráfico do choque padronizado para o AUD, os gráficos elaborados para os demais ativos utilizados neste trabalho podem ser vistos no Apêndice C.

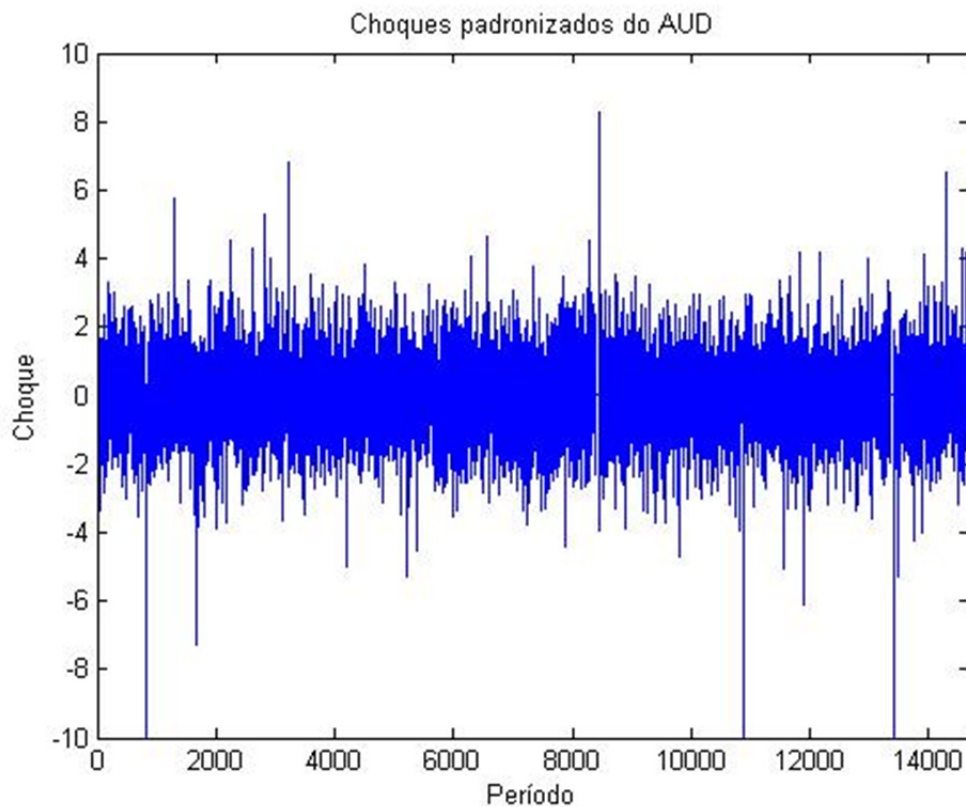


Figura 16: Choques padronizados do AUD

Elaborado pelo autor

Porém quando se analisa o quadrado do choque padronizado as abordagens mostram-se diferentes. Ao observarmos os correlogramas pode-se concluir que a distribuição t-Student é mais adequada para a série de dados utilizada neste trabalho.

A representação do processo através da distribuição t-Student revela a capacidade do modelo em descrever o comportamento dos ativos, uma vez que os correlogramas não indicam a existência consistente de autocorrelação e a eliminação dos padrões observados na série histórica.

A Figura 17 apresenta o correlograma do quadrado do choque padronizado para o AUD. Os demais correlogramas elaborados neste trabalho podem ser observados no Apêndice C.

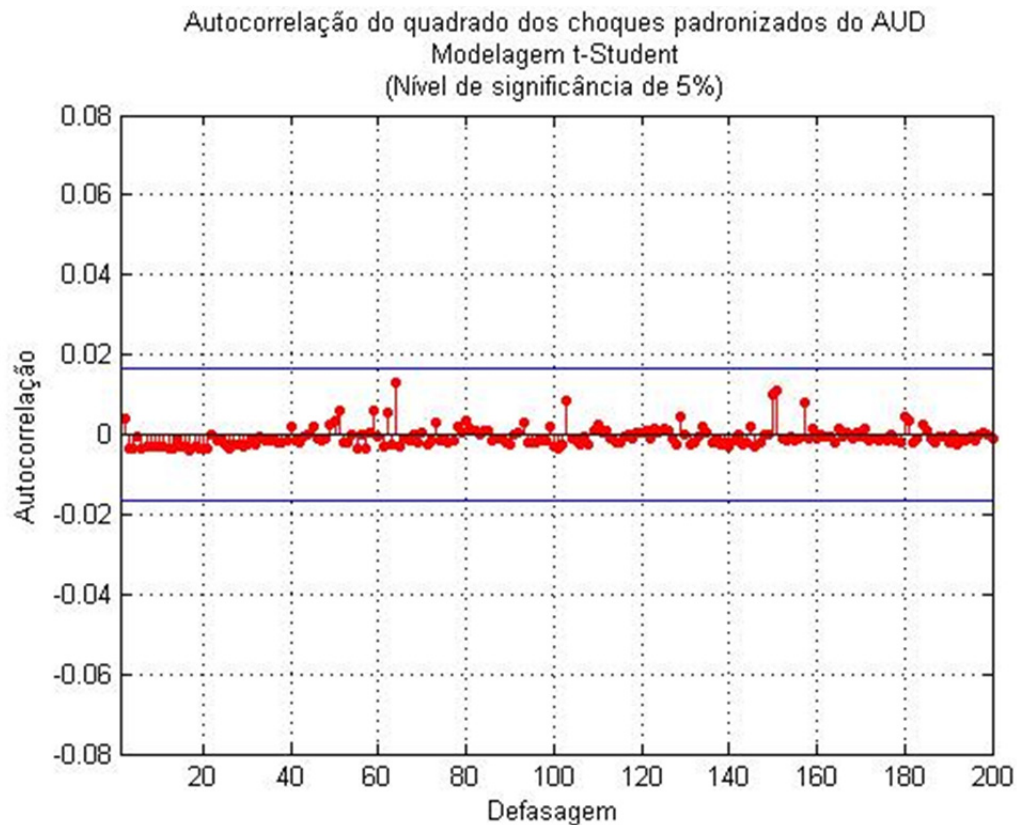


Figura 17: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do CAD

Elaborado pelo autor

Os correlogramas do quadrado do choque padronizado quando a distribuição Gaussiana é utilizada para a modelagem da série histórica revela a existência de autocorrelação e a existência de padrões. Por este motivo esta distribuição não é adequada para modelar a série estudada.

A Figura 18 exibe o correlograma do quadrado do choque padronizado para o caso em que a distribuição Gaussiana é utilizada para modelar a variável aleatória ε . Os demais correlogramas elaborados neste trabalho podem ser observados no Apêndice C.

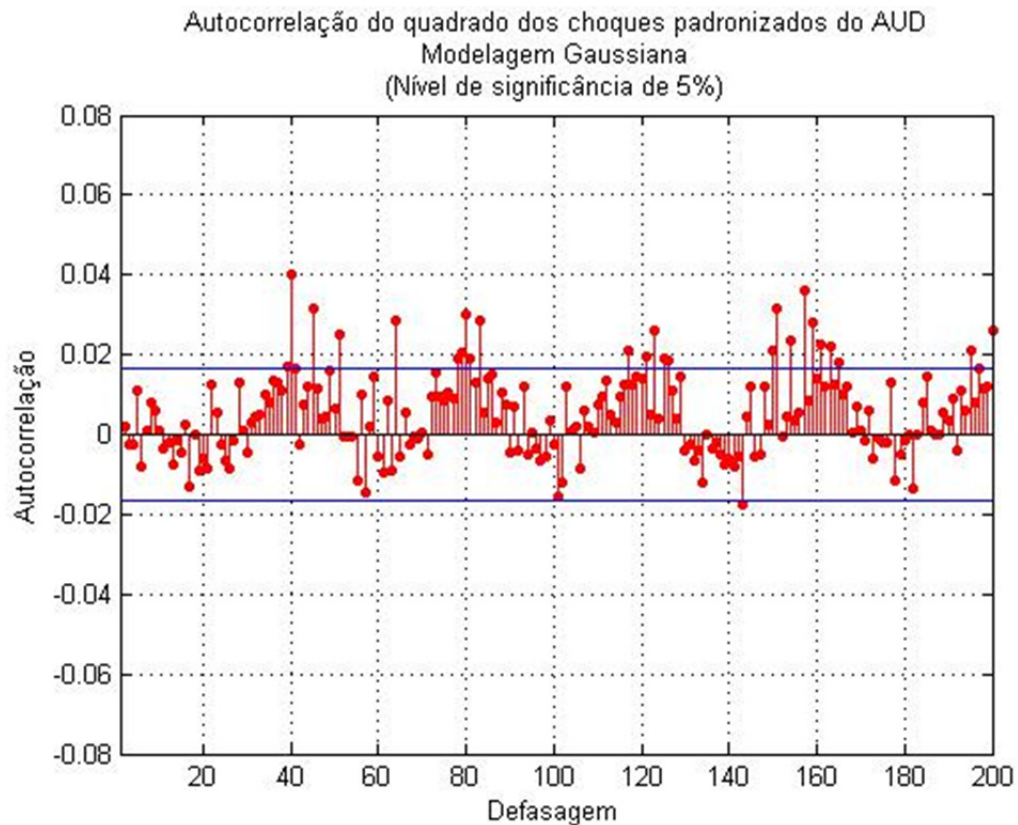


Figura 18: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do AUD

Elaborado pelo autor

Os cenários criados a partir da modelagem representam os possíveis percursos que cada ativo pode seguir ao longo do dia. Como o algoritmo busca identificar desvios no mercado, utiliza-se a razão entre os preços dos ativos (sendo que a proporção dos ativos em cada par foi definida anteriormente pelo algoritmo).

Portanto o número de combinações (N) criadas a partir dos ativos escolhidos (n) é definido através de uma combinação sem repetição. No caso deste trabalho, existem 21 combinações possíveis.

$$N = \frac{n!}{2!(n-2)!} \quad (15)$$

A interpretação dos cenários criados é baseada na atribuição de uma probabilidade para o comportamento futuro de cada par de ativos. O Algoritmo compara a probabilidade

calculada para cada par baseando-se nos cenários criados, nos preços de cada ativo no instante da observação e os parâmetros definidos pelo operador. Caso a probabilidade de reversão do movimento seja superior ou igual àquela definida pelo operador, e as demais restrições sejam satisfeitas, o sistema executará ordens de compra e venda para o par em questão.

Um exemplo da abordagem pode ser visto na Figura 19. Em um instante t_1 , para um dado par temos que a razão entre os preços dos ativos - dada a ponderação do par - é P_0 .

O triângulo ABC representa a gama de cenários gerados pelo algoritmo. Dentro da área do triângulo ABC existem diversos pontos, cada um destes pontos representa uma relação entre os preços dos ativos que pode vir a ocorrer.

Pode-se interpretar a relação expressa na equação (16) como a probabilidade de que ocorra um movimento que altere a razão P_0 para um valor P_1 , em que $P_1 > P_0$.

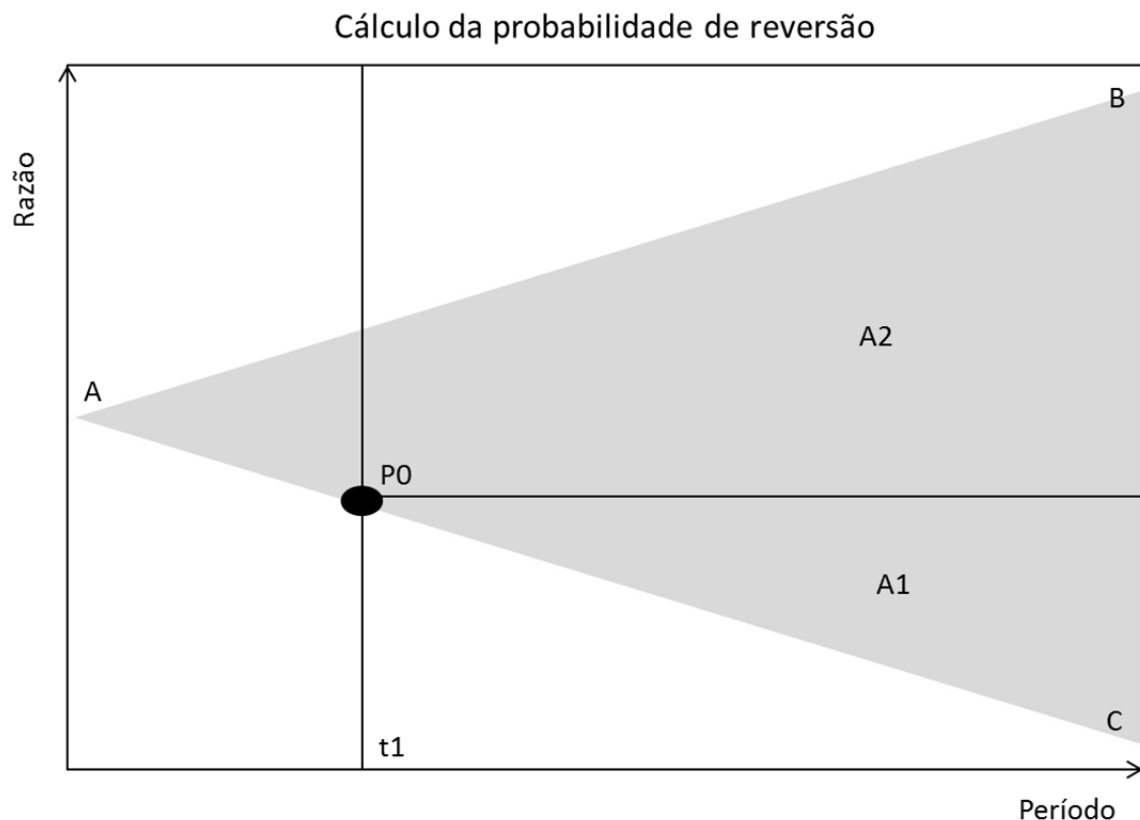


Figura 19: Representação de um conjunto de cenários

Elaborado pelo autor

$$Prob = \frac{A2}{A1 + A2} \quad (16)$$

Onde:

- A1 e A2 são obtidos através da soma dos pontos obtidos na geração dos cenários.

Um exemplo dos cenários criados para o par AUD/NZD pode ser visto na Figura 20.

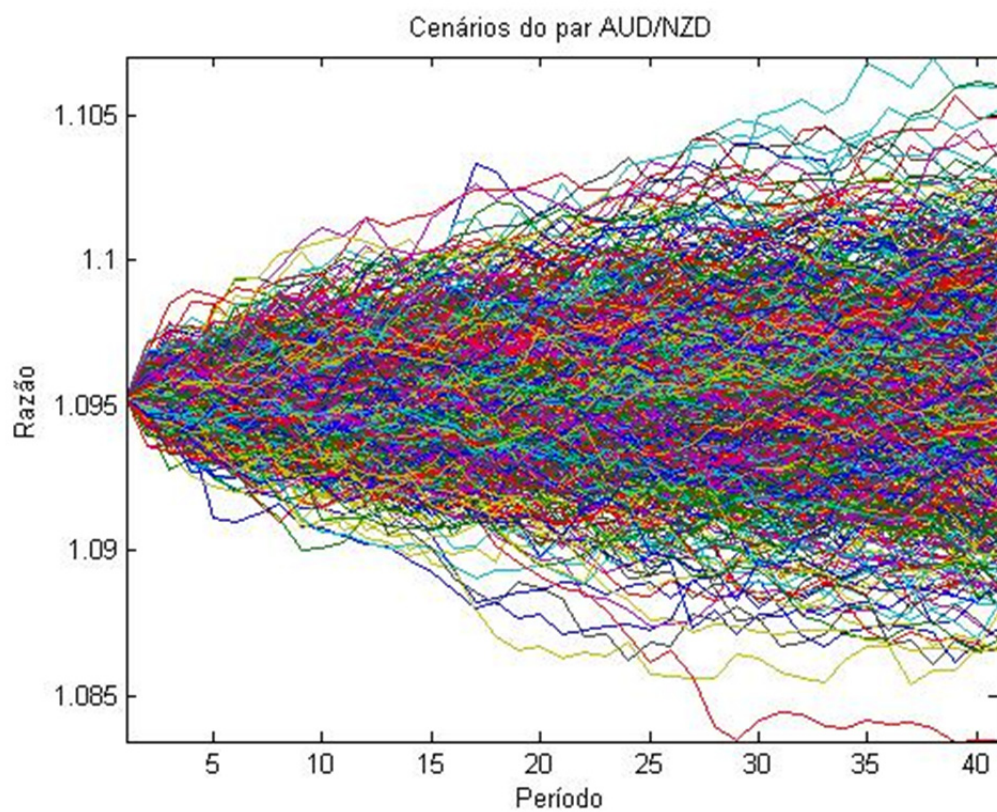


Figura 20: Cenários do par AUD/NZD

Elaborado pelo autor

4. RESULTADOS

Esta seção apresentará os resultados obtidos neste trabalho. Como a plataforma de execução de ordens necessária para a utilização do sistema aqui proposto ainda não se encontrava implantado na organização, os resultados aqui expostos provêm de uma simulação do sistema utilizando dados reais extraídos do mercado. Evidenciam-se desta forma os resultados que seriam obtidos a partir da utilização do sistema proposto.

A simulação do sistema fez uso dos preços praticados no mercado entre o período de abril de 2011 a junho de 2012 durante o horário do pregão norte-americano.

Para a calibração do sistema foi utilizado o período de abril de 2011 a maio de 2011. Para este período simulou-se o comportamento do sistema sob os mais variados parâmetros. Utilizando-se os dados advindos destas simulações, superfícies foram criadas para a escolha dos parâmetros (Figura 21 e Figura 22) que foram utilizados no sistema.

Nestas superfícies, o retorno subtraído pelo número de transações ocupa o eixo z, o eixo x é representado pela probabilidade definida pelo operador para iniciar a operação e o eixo y é expresso pela razão:

$$y = \frac{P_{Inicio} - P_{ganho}}{P_{Inicio} - P_{perda}} \quad (17)$$

Onde:

- P_{Inicio} é a probabilidade utilizada como parâmetro para iniciar uma transação;
- P_{ganho} é a probabilidade utilizada como parâmetro para terminar uma transação vencedora;
- P_{perda} é a probabilidade utilizada como parâmetro para terminar uma transação perdedora;

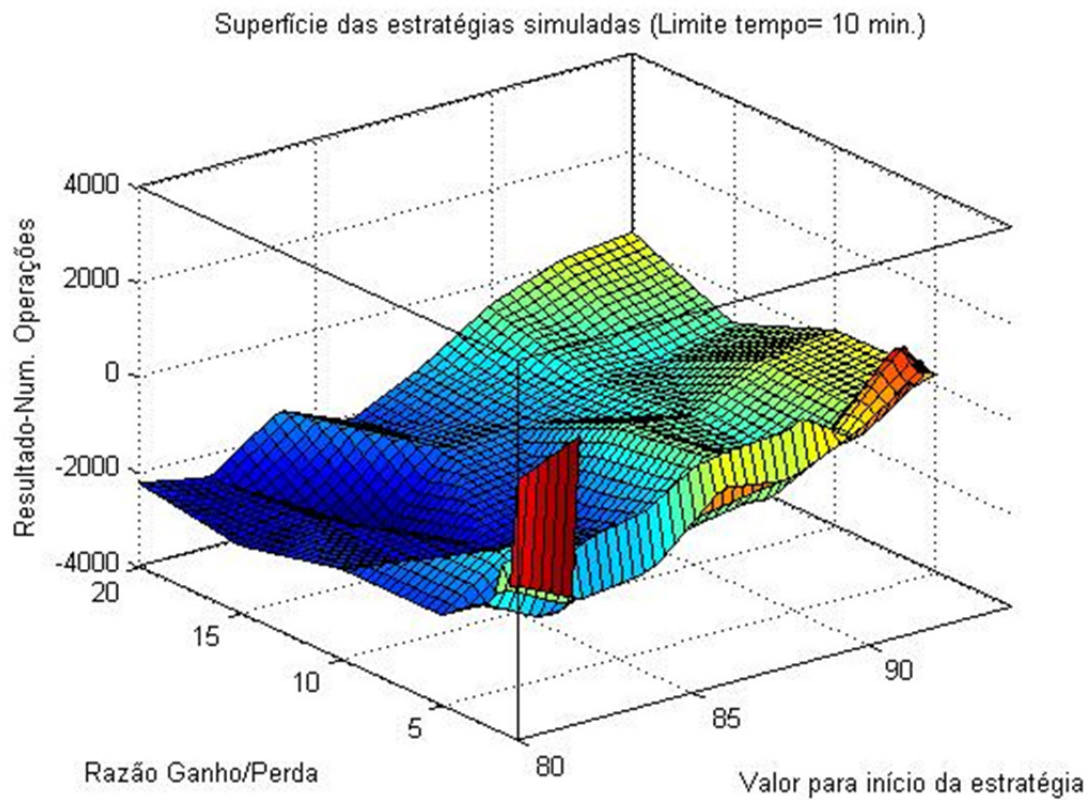


Figura 21: Superfície para o caso em que existe trava de tempo

Elaborado pelo autor

Comparando as duas superfícies (Figura 21 e Figura 22), podemos concluir que a utilização de uma trava de tempo entre operações de pares iguais resulta em perdas para as operações realizadas.

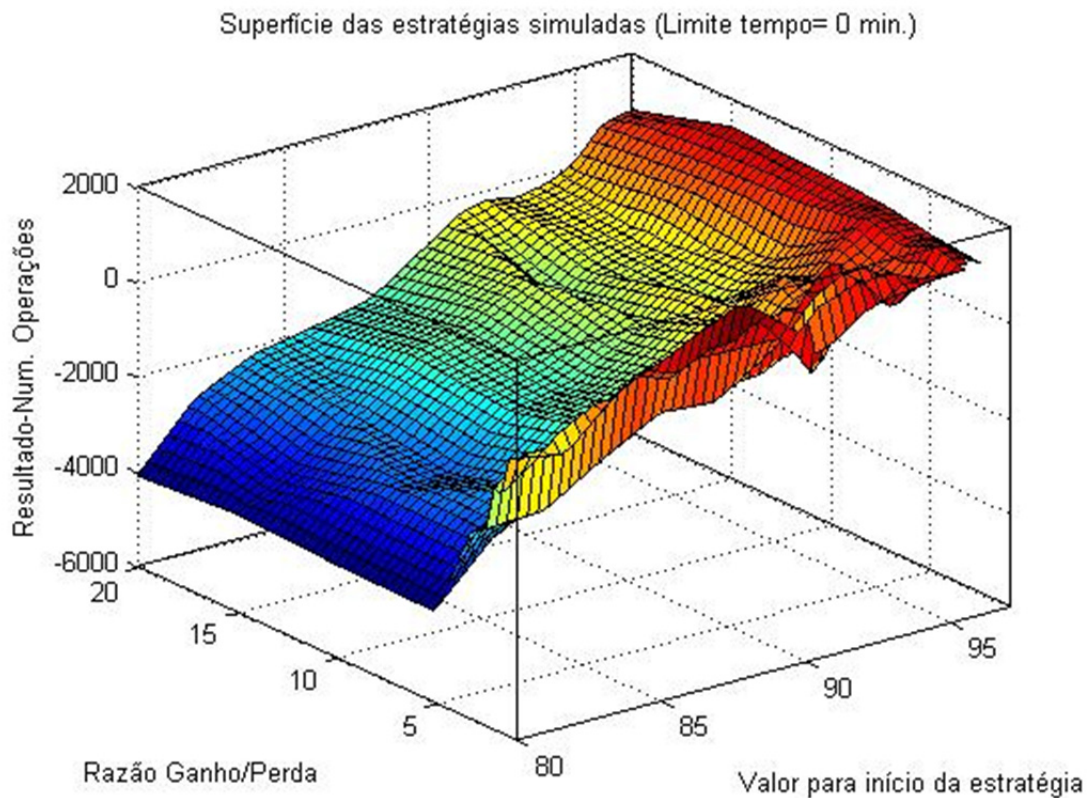


Figura 22: Superfície para o caso em que não existe trava de tempo

Elaborado pelo autor

Outro ponto que se pode notar na superfície em que não existe a trava de tempo entre operações é que o resultado do sistema ao final do período simulado melhora à medida que o parâmetro utilizado para inicializar as operações aumenta até certo ponto (97), para então decrescer.

Este comportamento pode ser explicado pelo fato que caso a distância entre o ponto de entrada e o ponto de saída da operação em caso de perda seja pequena, a operação pode ser finalizada em perda devido a pequenas oscilações nos preços dos ativos.

Para observar o comportamento do modelo quando o parâmetro utilizado para finalizar a operação para os casos que a transação foi bem sucedida ocupa um dos eixos foi utilizada a Figura 23.

Observando-se a Figura 23 notamos que o comportamento da superfície segue o comportamento evidenciado na Figura 22. Nota-se a existência de um máximo ao redor do

ponto 87 (eixo do parâmetro para término da operação em caso de ganho) para o caso em que o ponto de início da operação ocorre no ponto 97.

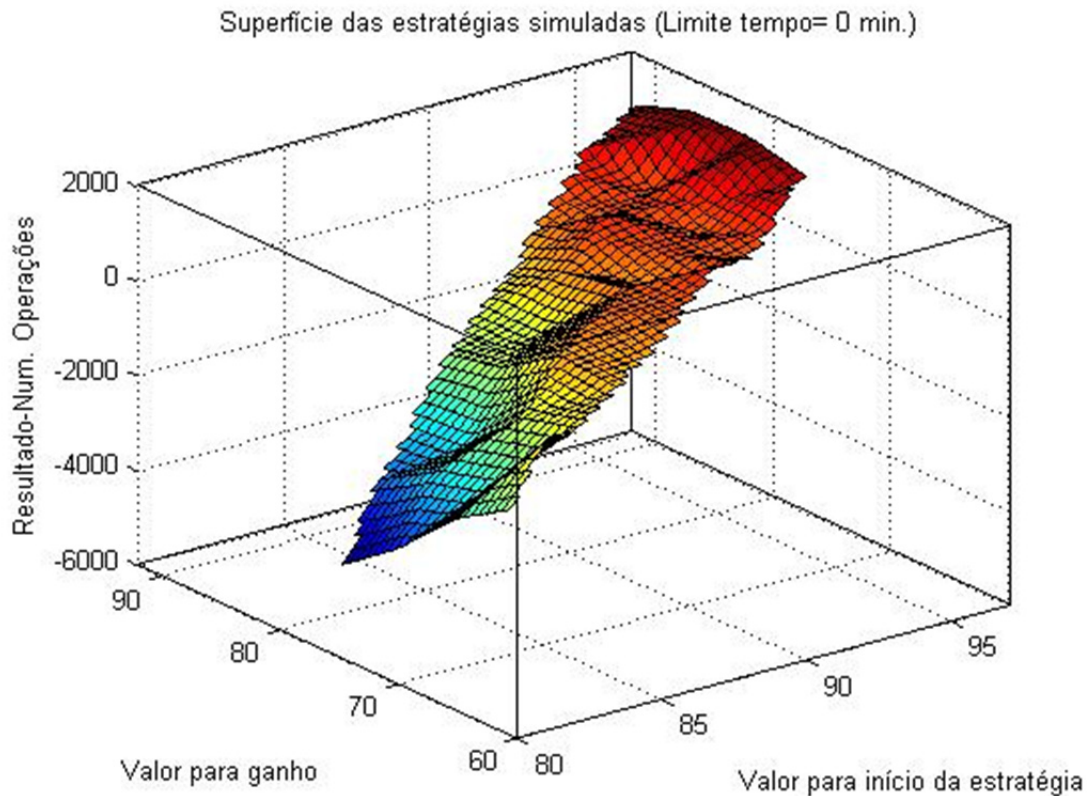


Figura 23: Superfície para avaliar o parâmetro ganho

Elaborado pelo autor

Outro parâmetro que deve ser definido é o ponto de término da operação para o caso em que a transação não foi bem sucedida, ou seja, resultou em perdas. Ao observar-se a Figura 24 pode-se notar a existência de uma clara relação entre o ponto de entrada e o ponto de término da operação.

Para um determinado ponto de entrada, o resultado da operação melhora a medida que a distância entre o ponto de entrada e saída aumenta. Isso decorre do fato de que caso esta distância seja pequena, existirá um grande número de operações que serão finalizadas prematuramente resultando em perdas.

Tal fato gera um grande número de operações que apesar de os resultados serem negativos e pequenos tendo em vista o montante envolvido na operação, podem representar uma grande parcela do resultado ao considerar-se a quantidade destas operações e os custos

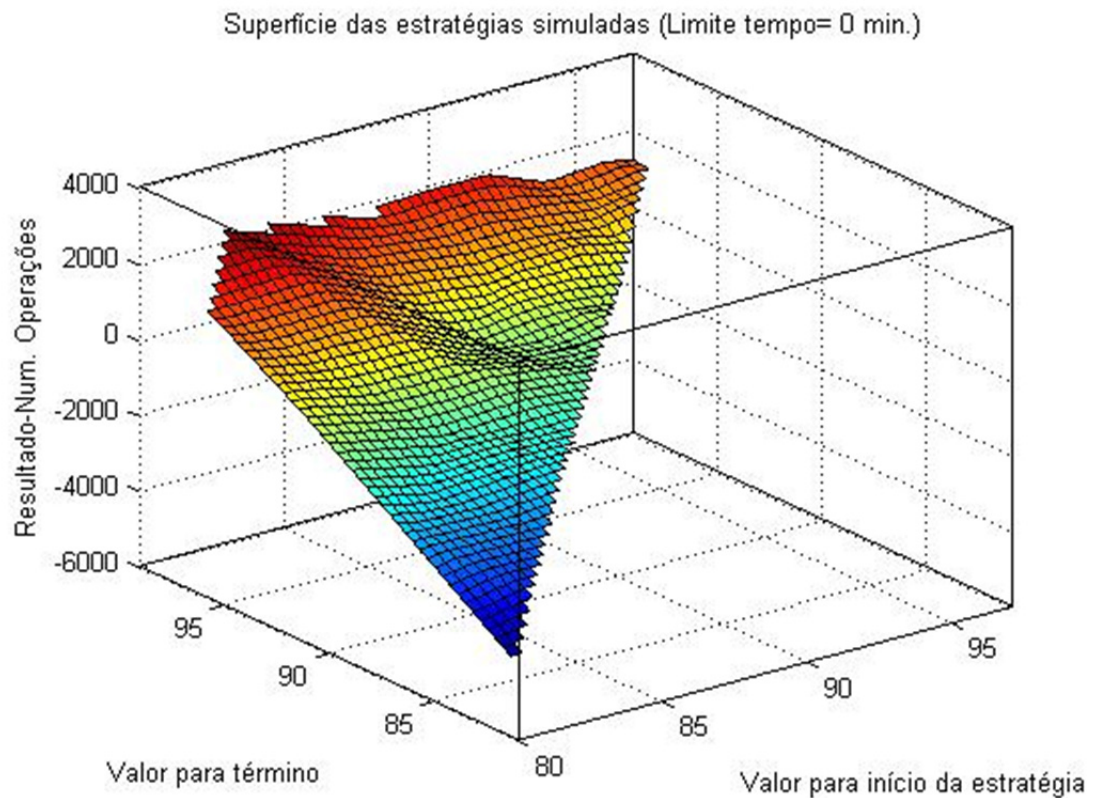


Figura 24: Superfície para avaliar o parâmetro perda

Elaborado pelo autor

Desta forma os parâmetros selecionados para o sistema foram:

- Probabilidade para início da estratégia: 97%
- Probabilidade para término da estratégia – caso ganho: 87%
- Probabilidade para término da estratégia – caso perda: 99%
- Trava de tempo entre operações: 0 minuto.

No algoritmo proposto mais dois parâmetros devem ser definidos, o valor máximo aceito pelo operador para perder em uma única operação e o valor máximo que o operador espera receber pela operação.

Tais parâmetros dependem dos limites da organização e do comportamento dos ativos. Para este trabalho foi definido que a razão entre o ganho máximo e a perda máxima deve ser de dois para um, tal razão é derivada das práticas da organização em que o trabalho foi desenvolvido.

O parâmetro da perda máxima foi definido como 0,5% do montante da operação, portanto o ganho máximo foi definido como 1% do montante da operação.

Tais parâmetros foram definidos observando-se o comportamento do sistema no período utilizado para calibração. Valores inferiores a 0,5% para a perda máxima afetavam de forma negativa o funcionamento do algoritmo, uma vez que as operações eram finalizadas prematuramente.

Deve ser destacado o fato que a perda média ao término das operações (0,13%) obtida durante o intervalo de tempo utilizado para a calibração é inferior ao parâmetro da perda máxima. A oscilação dos preços dos ativos ao longo do dia gera variações no resultado da operação, caso tal variação ative a ordem de reversão da operação por atingir o limite de perda máximo admitido, mesmo que a estratégia inicialmente ativada estivesse correta, a operação será finalizada resultando em prejuízo.

Os produtos utilizados como objeto de negociação neste trabalho (moedas) podem ser negociados de diversas formas, sendo as mais comuns o mercado de moedas a vista (conhecido como mercado de FX) e o mercado de derivativos. Como a organização em que este trabalho foi desenvolvido realiza a maior parte de suas transações no mercado de derivativos, este foi o instrumento escolhido para este trabalho.

Nos resultados das operações simuladas pelo sistema proposto foram adicionados os custos médios incorridos pela organização para transacionar moedas no mercado de derivativos. Estes custos não são iguais para todos os participantes, sendo afetados por acordos com as corretoras e os volumes negociados.

Durante o período utilizado para simular os resultados do sistema proposto, foram executadas 2702 transações, resultando em uma média diária de 11,7 transações por dia.

O sistema possuía a disposição 7 ativos distintos, resultando em uma gama de 21 transações distintas que poderiam ser realizadas pelo sistema. O sistema não realizou nenhuma transação em 76 dias durante o período simulado.

A média diária de transações passa a ser 17,5 caso seja considerados apenas os dias que ocorreram transações.

A maior perda em uma única transação foi de 0,48% e o maior ganho foi de 1,13%. Considerando os resultados agrupados por dia, em 103 dias o sistema obteve ganhos, 51 dias terminaram em perda e os 76 dias restantes não ocorreram transações.

O melhor resultado do sistema em um único dia considerando todas as transações ocorridas foi o ganho de 0,55%, enquanto que no pior dia a perda foi de 0,22%.

O sumário das operações obtidas no período simulado pode ser visto na Tabela 2

Tabela 2: Sumário das operações

Características das Transações	
Total	2702
Média diária	11,7
Operações vencedoras	1125
Operações perdedoras	1577
Ganho médio	0,16%
Perda média	-0,10%
Número de dias sem transações	76
Número de dias ganhadores	103
Número de dias perdedores	51
Maior ganho em um dia	0,55%
Maior perda em um dia	-0,22%

Elaborado pelo autor

Agrupando-se as operações por dia e considerando que o resultado do dia anterior é reinvestido no dia seguinte (seja o resultado positivo ou negativo), o resultado acumulado ao fim do período foi de 10,69%. O resultado acumulado dia a dia pode ser visto na Figura 25.

Ao observar-se a Figura 25 pode-se notar que o retorno acumulado não apresenta um comportamento errático com grandes variações, seguindo uma tendência definida ao longo do tempo.

Tal comportamento é desejável tendo em vista as premissas utilizadas na elaboração do sistema. Como as operações executadas não objetivam assumir riscos elevados, os retornos não serão elevados e as perdas devem ser pequenas quando comparadas aos ganhos.

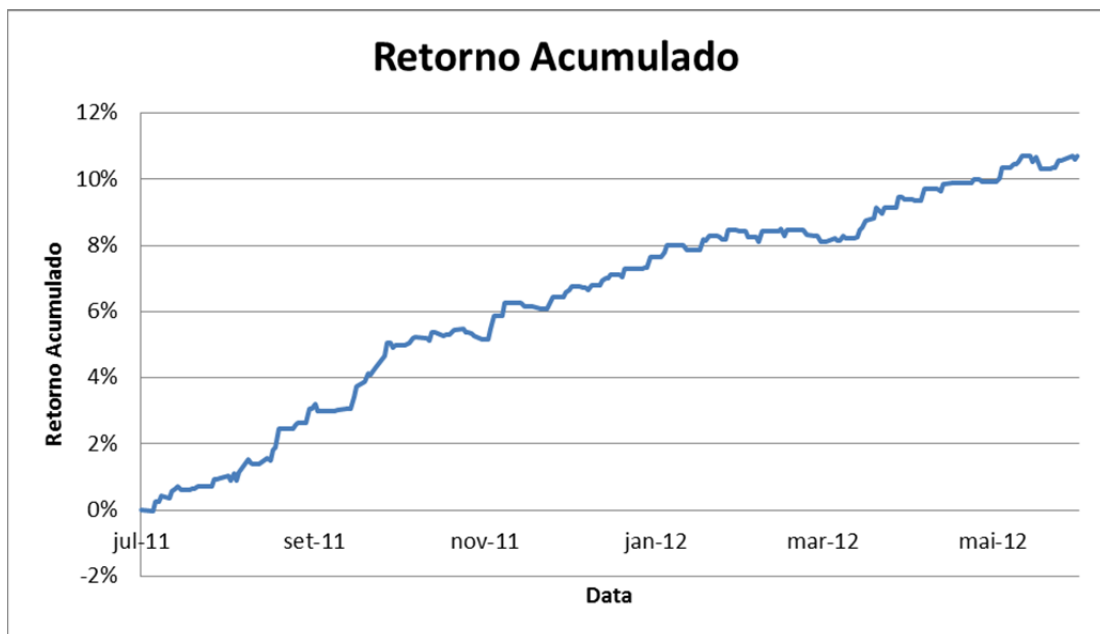


Figura 25: Retorno acumulado

Elaborado pelo autor

Para exemplificar a operação do sistema, os protótipos de algumas telas foram apresentados. A Figura 26 apresenta a interface do sistema em que o operador insere os parâmetros para inicializar a estratégia desejada.

Empresa A

Parâmetros Monitoramento Log

Ativos

- ☒ AUD
- ☐ CAD
- ☒ CAF
- ☐ SPV
- ☒ NZD
- ☐ EUR

Abertura

Prob

Fechamento

Ganho

Parelo

Ganho Máximo

Perda Máxima

Capital disponível

Trava de tempo

Iniciar estratégia

Figura 26: Definição dos parâmetros

Elaborado pelo autor

A Figura 27 apresenta a tela em que o operador pode acompanhar todas as transações em andamento, e caso deseje, cancelá-las.

Empresa A

Parâmetros Monitoramento Log

Ativos	Montante	Preço/Ab	Preço atual	Resultado
<input checked="" type="checkbox"/> AUD/CAD	100 000 USD	1,00	1,01	+ 1 000 USD

Finalizar selecionados Finalizar todos

Figura 27: Monitoramento

Elaborado pelo autor

A Figura 28 é a tela em que o operador é capaz de verificar todas as operações executadas pelo sistema e acompanhar o resultado das operações passadas.

Empresa A				
Parâmetros		Monitoramento		Log
Ativos	Montante	Preço/Ab	Preço atual	Resultado
AUD/CAD	100 000 USD	1,00	1,01	+ 1 000 USD
AUD/JPY	100 000 USD	1,00	1,01	+ 1 000 USD
CHF/EURO	100 000 USD	1,00	1,01	+ 1 000 USD
NZD/CAD	100 000 USD	1,00	1,01	+ 1 000 USD
JPY/CAD	100 000 USD	1,00	1,01	+ 1 000 USD
AUD/CAD	100 000 USD	1,00	1,01	+ 1 000 USD

Figura 28: Registro das operações

Elaborado pelo autor

5. DISCUSSÃO

O sistema desenvolvido neste trabalho representa um importante passo para a formalização de um processo existente na organização. Desta forma a organização será capaz de definir claramente as restrições e parâmetros que as operações devem obedecer.

Outro benefício é o controle sobre os riscos incorridos pela organização, através da formalização e utilização de um sistema autônomo de decisão e execução de ordens, é possível garantir que a perda máxima respeitará os limites impostos pelas políticas de risco.

Removem-se as indefinições e limitações existentes no processo quando um operador humano é o responsável por identificar e executar as operações cujo objetivo é aproveitar possíveis distúrbios no mercado.

O sistema é capaz de monitorar o mercado continuamente aplicando consistentemente as regras existentes em seu algoritmo. Algo que um operador humano não é capaz de realizar.

O número de ativos que a organização é capaz de monitorar pode aumentar drasticamente sem a necessidade de que novos recursos humanos sejam adicionados à equipe, gerando redução de custos.

O sistema proposto obteve resultados positivos consistentes ao longo do tempo, não exibindo grandes variações no resultado acumulado ao longo do tempo. Este comportamento é coerente com os objetivos da organização neste tipo de transação. Retornos baixos, porém consistentes e sem grande exposição a risco.

É importante salientar que o retorno apresentado pelo sistema durante o período simulado é calculado com relação ao montante investido, no entanto tal valor não reflete o valor efetivamente inutilizado na operação pela organização. Isso decorre do fato de a Empresa A fazer uso de derivativos. A escolha desta modalidade de ativo resulta na redução do capital necessário para a execução das ordens, permitindo que a empresa faça uso de alavancagem para obter maiores retornos. Desta forma os resultados expostos não possuem alavancagem.

Outro ponto positivo que pode ser destacado é a liberação de recursos para outras atividades. Os operadores da área poderão conduzir outras operações, contribuindo desta forma para o aumento do retorno sobre o capital empregado na organização.

Os resultados obtidos neste trabalho são coerentes com o pressuposto de que distúrbios de mercado tendem a ser corrigidos pelos agentes envolvidos nas transações. Baseando-se neste conceito o sistema proposto foi capaz de obter resultados positivos ao longo do período simulado.

A utilização de plataformas de negociação em alta frequência traz outros benefícios para a organização fora as decorrentes diretamente das operações do sistema. Organizações que apresentam altos volumes de transações diariamente são elegíveis a descontos nos custos das operações com a bolsa de valores e as corretoras.

A plataforma de negociação utilizada para a execução das operações a qual o sistema faz uso para realizar as transações ainda encontra-se em implantação na organização em que o trabalho foi desenvolvido. Por este motivo não foi possível obter dados de operações que foram efetivamente executadas pela plataforma proposta neste trabalho.

O algoritmo aqui desenvolvido apresenta algumas limitações referentes aos pontos de parada para operações cujo resultado foi negativo. Observando-se as transações realizadas pelo algoritmo, percebe-se a ocorrência de diversas transações consecutivas nos mesmos pares de ativos que resultam em perdas.

Tal limitação afeta negativamente o retorno médio e eleva os custos operacionais, pois apesar de as perdas serem pequenas, estas acabam sendo amplificadas pelos custos envolvidos.

Soluções estão sendo desenvolvidas e testadas para reduzir o impacto deste comportamento sobre o resultado do sistema.

6. CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como objetivo o desenvolvimento de uma solução que fosse capaz de realizar todas as etapas envolvidas no processo de identificação de perturbações no mercado financeiro e execução das operações de compra e venda de ativos que se beneficiarão do distúrbio identificado. A solução proposta baseia-se na utilização de um sistema autônomo capaz de identificar e realizar transações automaticamente, sem a necessidade de intervenção humana nas operações. As decisões do sistema baseiam-se na parametrização do comportamento do preço dos ativos transacionados pelo sistema na organização.

A motivação para este trabalho foi a observação do processo atual existente na organização, em que todo o processo decisório não é executado da mesma forma consistentemente, variando de operador para operador. A utilização de um sistema autônomo traz diversos benefícios para a organização, como a ampliação da gama de ativos que a empresa pode operar sem a necessidade de aumento no número de recursos da equipe e a sistematização do processo. Outro benefício é a redução de riscos operacionais e limitação das perdas máximas que a organização pode incorrer. Aumento da eficiência e eficácia da operação também são obtidos através do sistema proposto.

Para o desenvolvimento do sistema foram empregadas diversas ferramentas utilizadas na literatura relacionada ao mercado financeiro. O conceito que o mercado busca um ponto de equilíbrio, corrigindo distúrbios foi um dos pilares para a formulação do algoritmo do sistema. Ao invés de tentar modelar o preço futuro provável dos ativos, buscou-se modelar os caminhos possíveis, e observando a gama de possibilidades foi definido o que o sistema deveria monitorar para identificar um desvio. A parametrização dos ativos foi baseada no passeio aleatório, sendo que a volatilidade dos ativos é modelada através do modelo EGARCH.

O comportamento obtido pelo sistema no período simulado é satisfatório uma vez que o retorno acumulado não apresenta um comportamento errático sujeito a grandes variações. O sistema apresentou retornos contínuos e consistentes ao longo do tempo, coerente com a proposta do trabalho, resultando em um retorno acumulado de 10,69% ao final do período

simulado. Como todas as operações são finalizadas no mesmo dia em que são inicializadas, não existe necessidade de aportes de capital para suprir as necessidades de margens de segurança exigidas pela bolsa de valores.

Filtros estão sendo introduzidos na modelagem apresentada com o intuito de melhorar o desempenho do sistema em situações em que diversas operações são executadas repetidamente nos mesmos ativos resultando em pequenas perdas. Tais operações aumentam os custos das transações e diminuem o retorno das operações.

Sistemas como o proposto neste trabalho contribuem para o aprimoramento das operações realizadas no mercado financeiro, desestimulando comportamentos improdutivos e danosos para as organizações em que as operações deixam de possuir uma motivação lógica e passam a depender da sorte.

REFERÊNCIAS

ALBERG, D.; SHALIT, H.; YOSEF, R. **Estimating stock market volatility using asymmetric GARCH models**. Applied financial economics, p. 1201-1208, 2008.

ANDERSEN, T. G.; BOLLERSLEV, T.; DAS, A. **Variance-ratio statistics and high-frequency data: Testing for changes in intraday volatility patterns**. The journal of finance, 2001.

AWARTANI, B. M. A.; CORRADI, V. **Predicting the volatility of the S&P-500 stock index via GARCH models: the role of asymmetries**. International journal of forecasting, p. 167-183, 2005.

BALVERES, R.; WU, Y.; GILLILAND, E. **Mean Reversion across National Stock Markets and parametric contrarian investment strategies**. The journal of finance, 2000.

BESSEMBINDER, H. et al. **Mean reversion in equilibrium asset prices: evidence from the futures term structure**. The Journal of Finance, Vol. 50, p. 361-375, 1995.

BOLLERSLEV, T. **Generalized Auto-regressive Conditional Heteroskedasticity**. Journal of Econometrics, p. 307-27, 1986.

BRIAZA, A. C.; NAVAL, P. C. **Stock trading system based on the multi-objective particle swarm optimization of technical indicators of end-of-day market data**. Applied soft computing, Vol. 11, p. 1191-1201, 2011.

CECCHETTI, S. G.; LAM, P.-S.; MARK, N. C. **Mean reversion in Equilibrium Asset Prices.** The American Economic Review, Vol. 80 (3), 1990.

DACOROGNA, M. M. et al. **An introduction to high-frequency finance.** Academic Press, 2001.

DEMPSTER, M. A. H.; JONES, C. M. **A real-time adaptive trading system using genetic programming.** Quantitative finance, Vol. 1, p. 397-413, 2001.

ENGLE, R. F. **Autoregressive conditional heteroscedasticity with estimates of the variance of U.K. inflation.** Econometrica, p. 987-1007, 1982.

EUGENE, F.; FRENCH, K. **Permanent and temporary component of stocks prices.** Journal of Political Economy, Vol. 96, p. 246-273, 1988.

GATEV, E.; GOETZMANN, W. N.; ROUWENHORST, K. G. **Pair trading: performance of a relative-value arbitrage rule.** The Society for financial studies, 2006.

HANSEN, P. R.; LUNDE, A. **A forecast comparison of volatility models: does anything beat a garch(1,1)?** Journal of applied econometrics, p. 873-889, 2005.

HULL, J. C. **Options, futures and other derivatives.** 5. ed., Prentice Hall, 2002.

KAUCIC, M. **Investment using evolutionary learning methods and technical rules.** European journal of Operational Research, p. 1717-1727, 2010.

KIM, M. J.; NELSON, C. R.; STARTZ, R. **Mean reversion in stock prices? A reappraisal of the empirical evidence.** Review of Economic Studies, p. 515-528, 1991.

LIN, X.; YANG, Z.; SONG, Y. **Intelligent stock trading system based on improved technical analysis and echo state network.** Expert system with applications, Vol. 38, p. 11347-11354, 2011.

LO, A.; MACKINLAY, C. **Stock market prices do not follow random walks: Evidence from a simple specification test.** Review of Financial Studies, p. 41-66, 1988.

MILLER, M. H.; MUTHUSWAMY, J.; WHALEY, R. E. **Mean reversion of Standard & Poor's 500 index basis changes: Arbitrage-induced or statistical Illusion?** The journal of finance, Vol. 49, 1994.

MOHD, N. H. S. M.; SHAMIRI, A. **Modeling and forecasting volatility of the Malaysian and the Singaporean stock indices using asymmetric GARCH models and Non-normal densities.** Malaysian journal of mathematical sciences, p. 83-102, 2007.

NELSON, D. B. **Conditional heteroskedasticity in asset returns: a new approach.** Econometrica, p. 347-370, 1991.

POTERBA, J.; SUMMERS, L. **Mean reversion in stock prices: Evidence and implications.** Journal of Financial Economics, Vol. 22, p. 27-59, 1988.

VANINSKY, A. **A DEA-CASCOR model for high-frequency stock trading: computational experiments in the U.S. stock market.** International journal of next-generation networks, 2010.

XIE, H.; LI, J. **Intraday volatility analysis on the S&P-500 stock index future.** International journal of economics and finance, 2010.

YEH, C.; LIEN, C.-H.; TSAI, Y.-C. **Evaluation approach to stock trading system using evolutionary computation.** Expert system with applications, Vol. 38, p. 794-803, 2011.

ZHOU, B. **High-frequency data and volatility in foreign-exchange rates.** Journal of business & economic statistics, p. 45-52, 1996.

APÊNDICE A – GRÁFICOS PARA ANÁLISE DOS DADOS

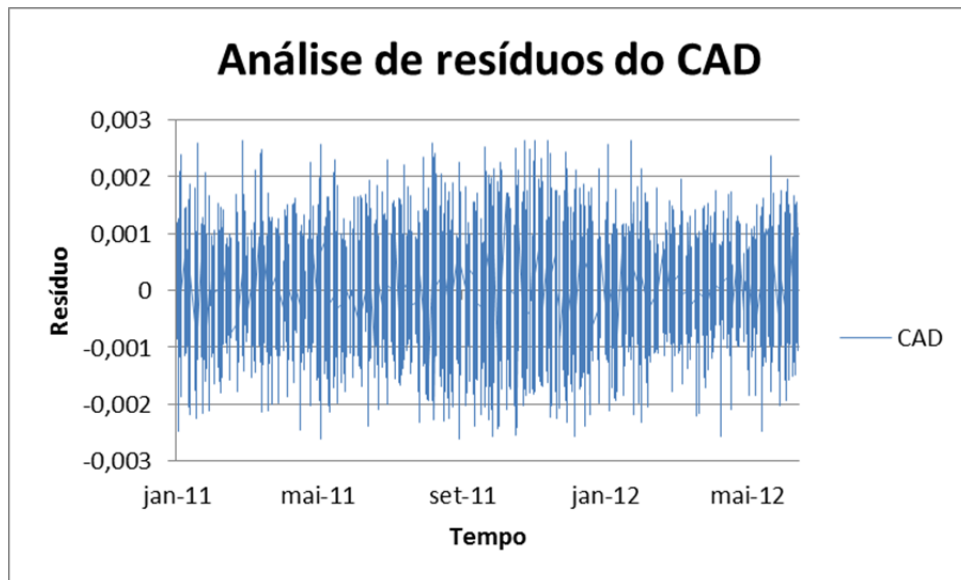


Figura 29: Análise de resíduos do CAD

Elaborado pelo autor

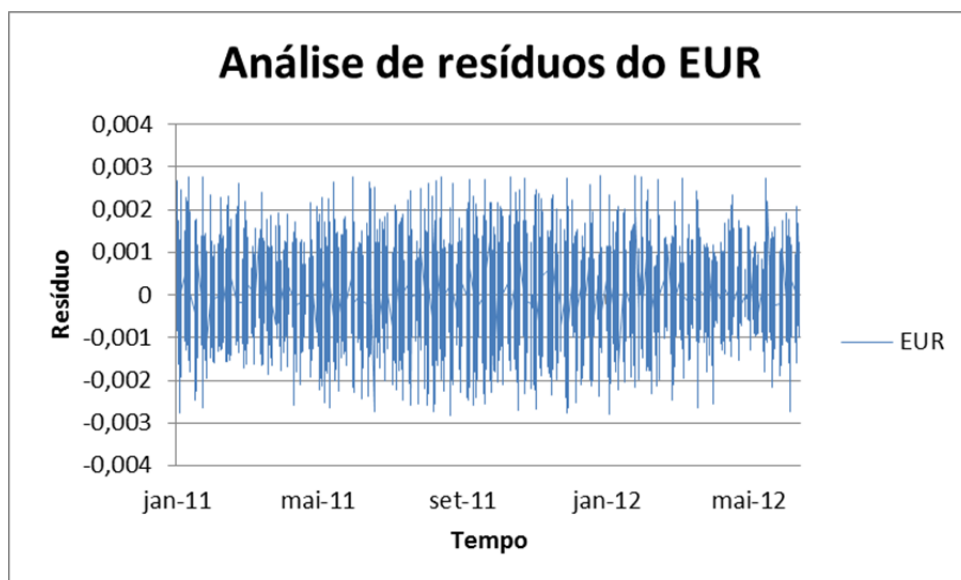


Figura 30: Análise de resíduos do EUR

Elaborado pelo autor

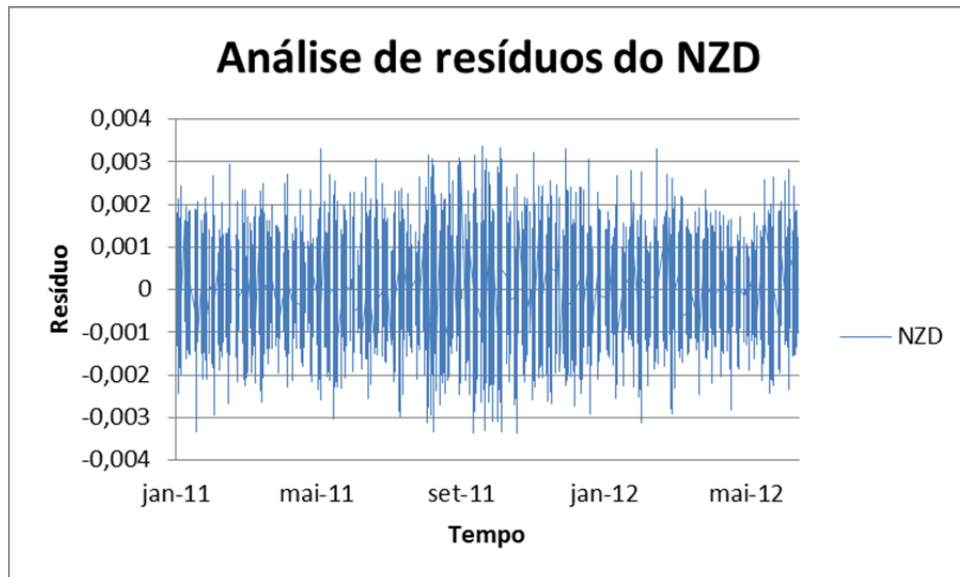


Figura 31: Análise de resíduos do NZD

Elaborado pelo autor

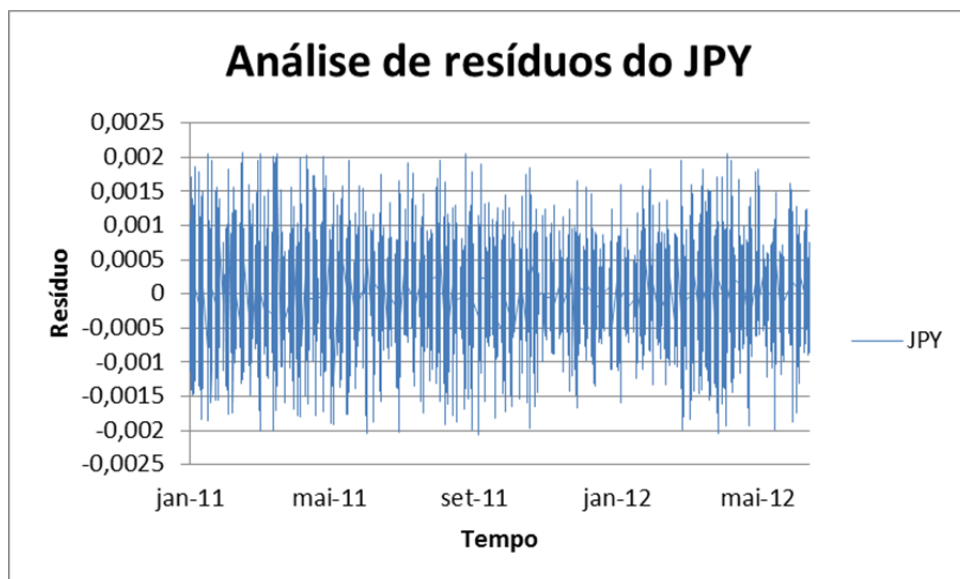


Figura 32: Análise de resíduos do JPY

Elaborado pelo autor

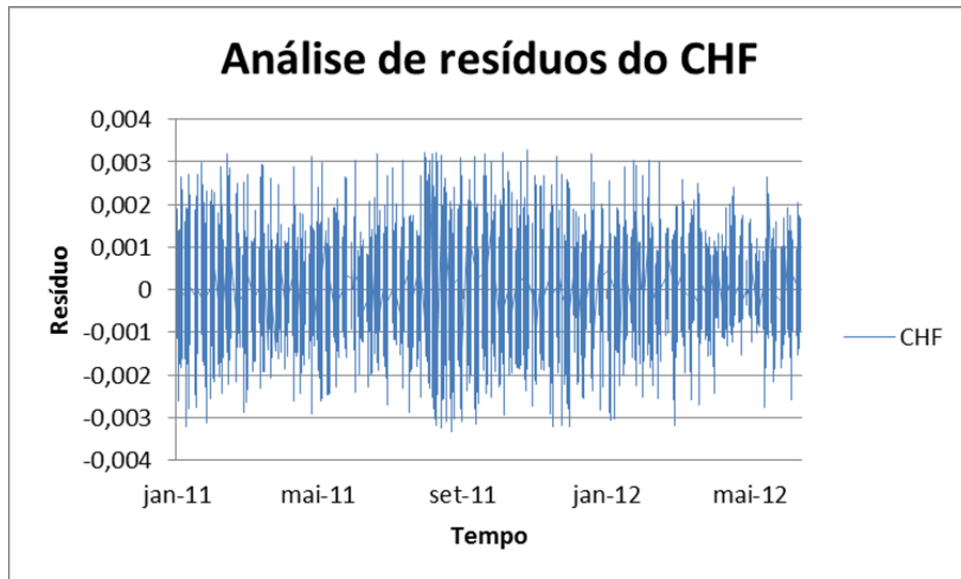


Figura 33: Análise de resíduos do CHF

Elaborado pelo autor

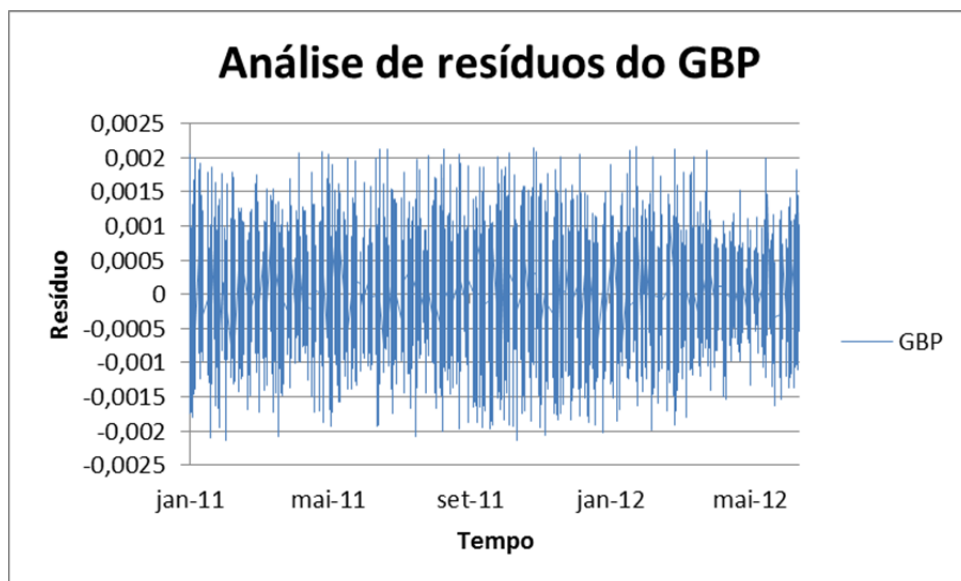


Figura 34: Análise de resíduos do GBP

Elaborado pelo autor

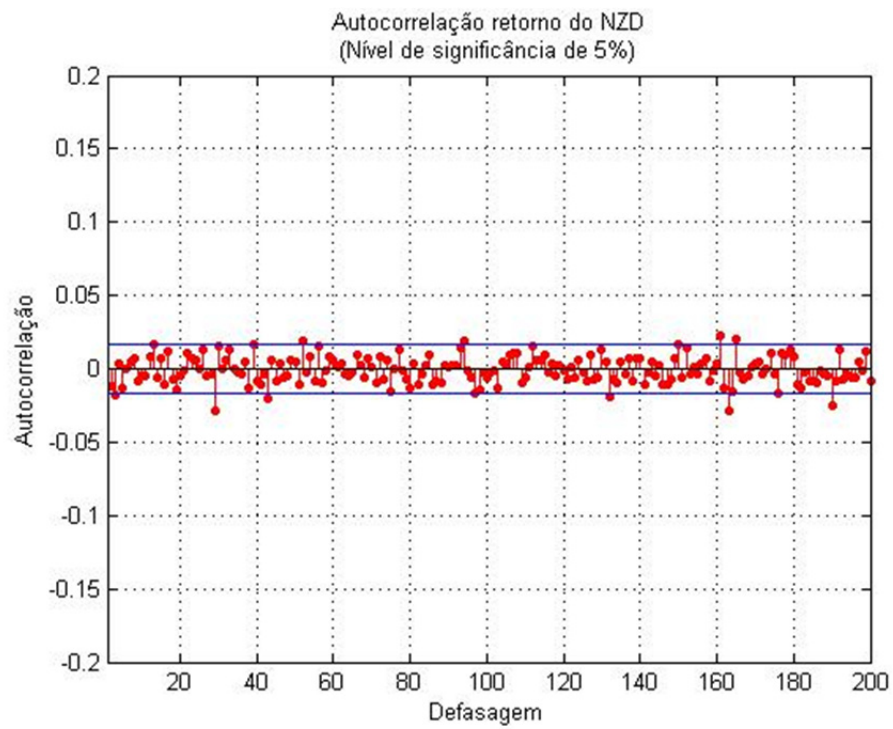


Figura 35: Correlograma do NZD

Elaborado pelo autor

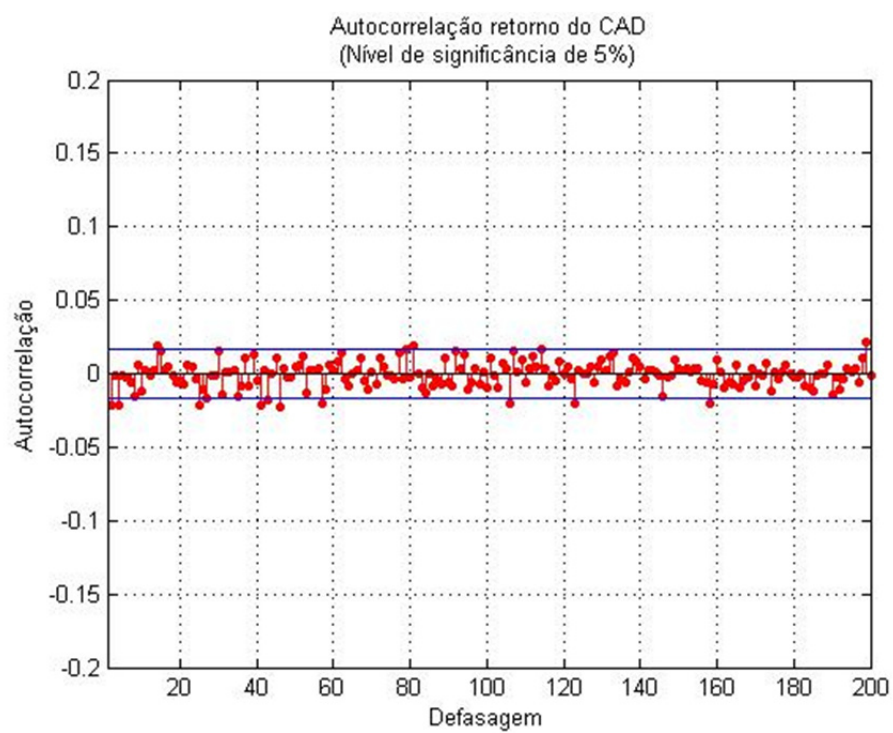


Figura 36: Correlograma do CAD

Elaborado pelo autor

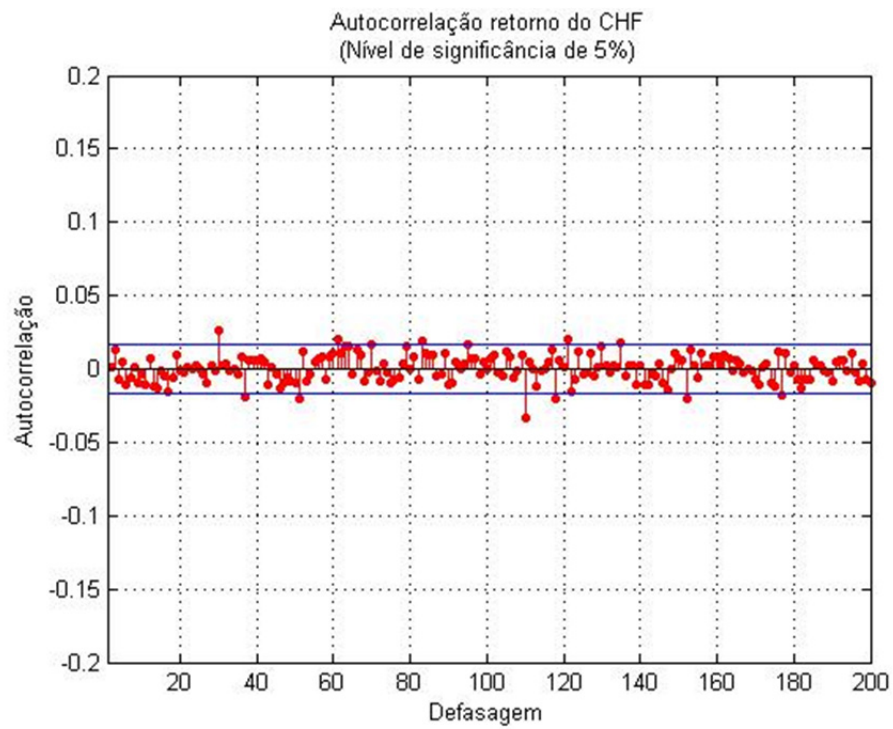


Figura 37: Correlograma do CHF

Elaborado pelo autor

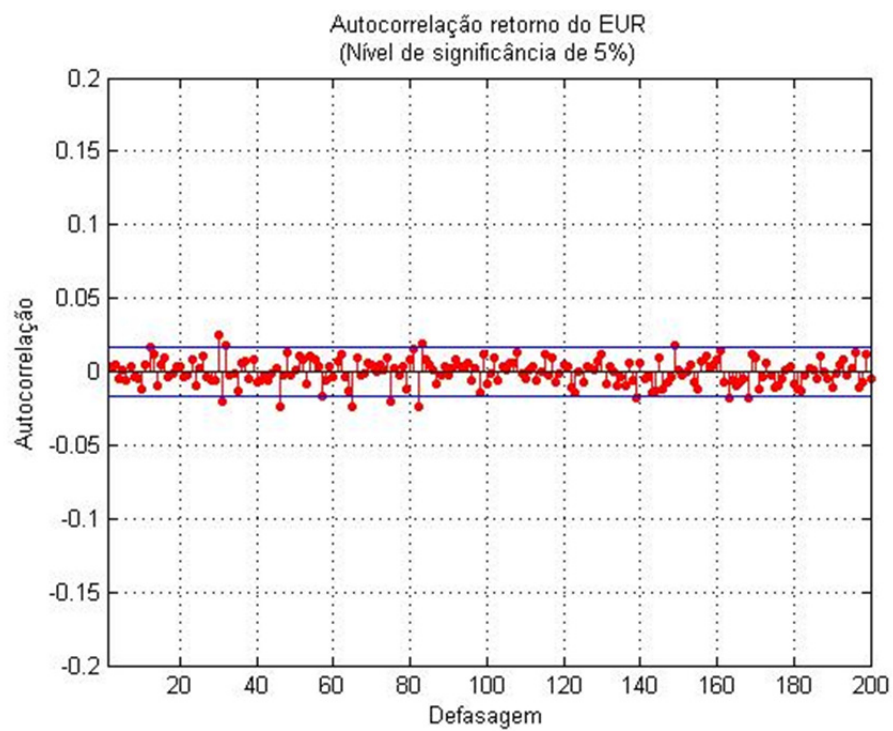


Figura 38: Correlograma do EUR

Elaborado pelo autor

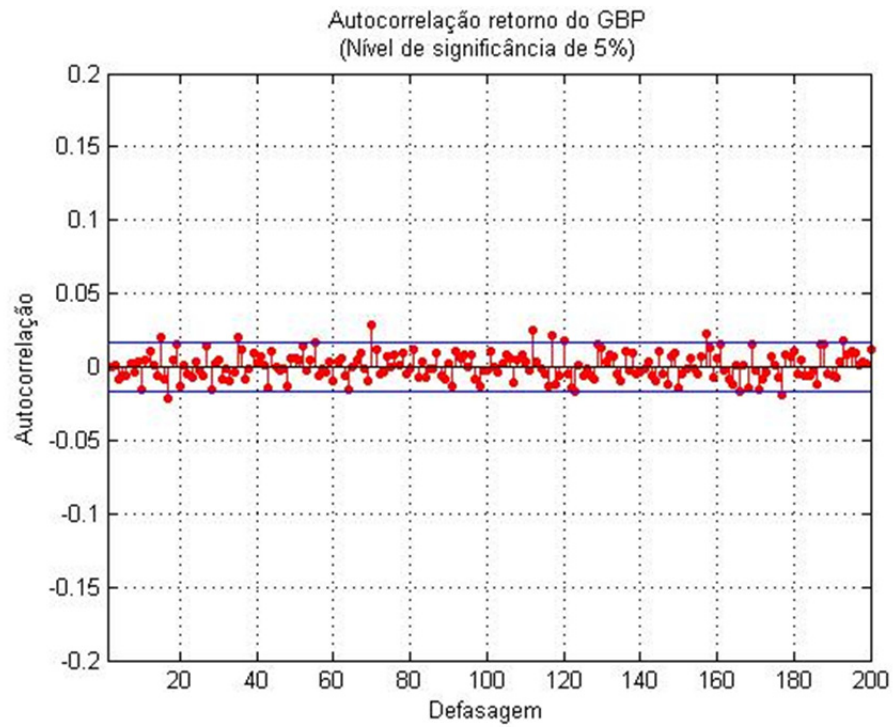


Figura 39: Correlograma do GBP

Elaborado pelo autor

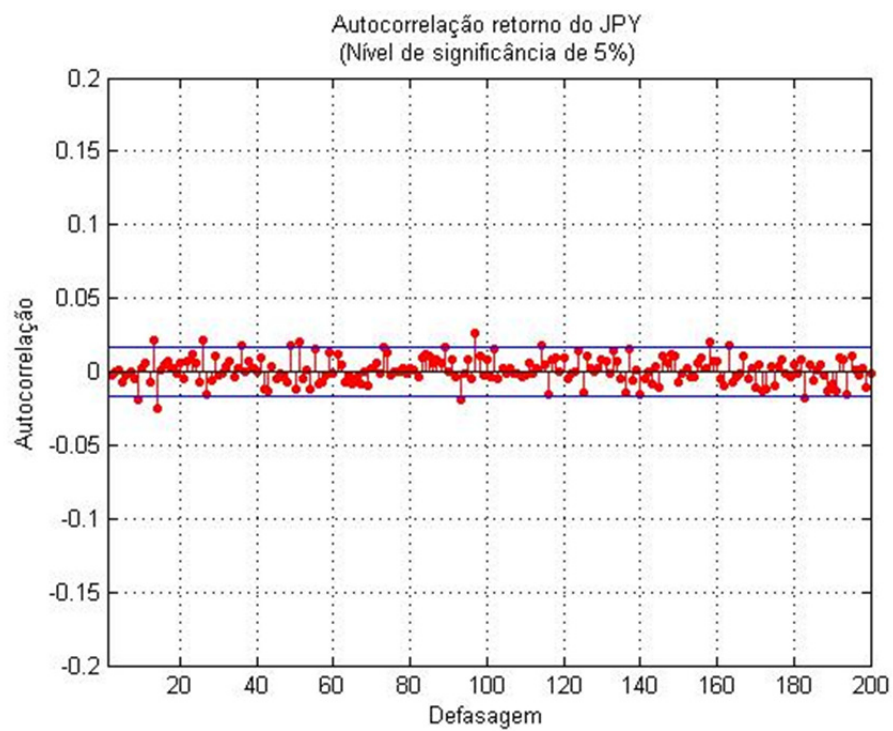


Figura 40: Correlograma do JPY

Elaborado pelo autor

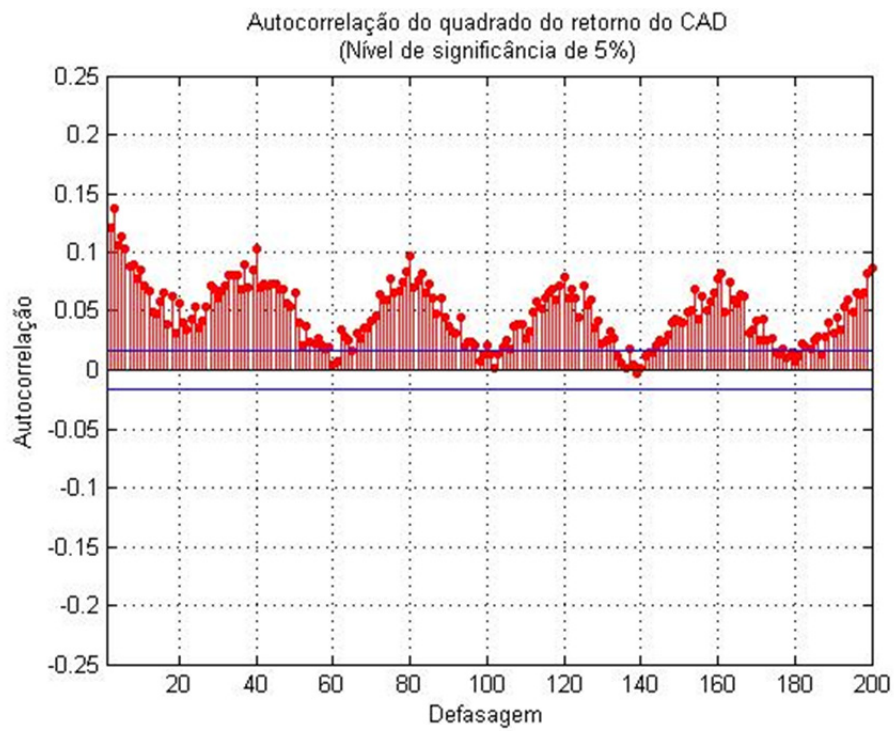


Figura 41: Correlograma do quadrado do retorno do CAD

Elaborado pelo autor

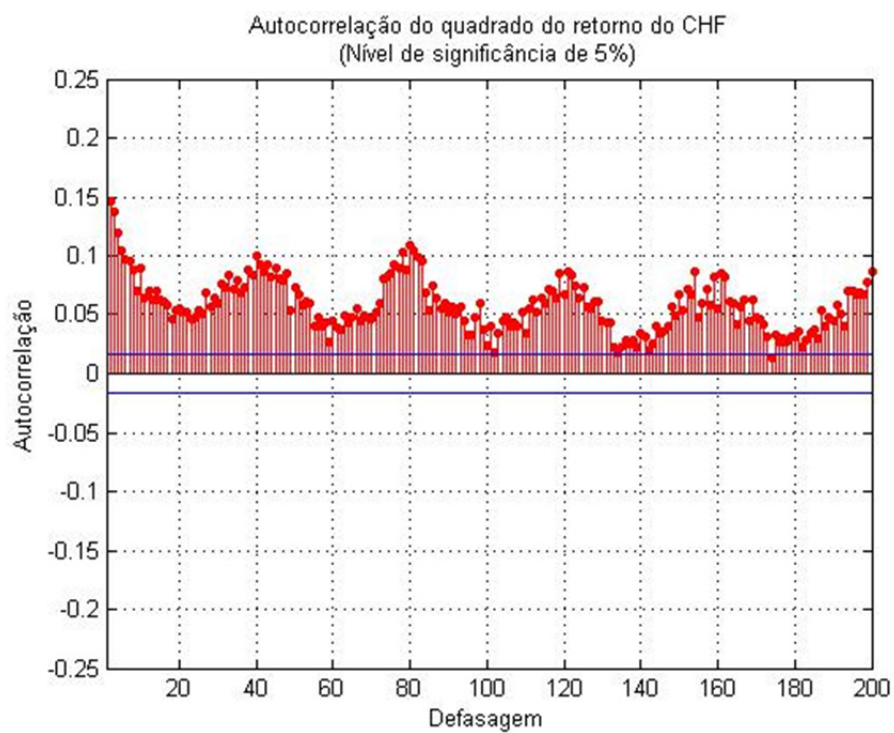


Figura 42: Correlograma do quadrado do retorno do CHF

Elaborado pelo autor

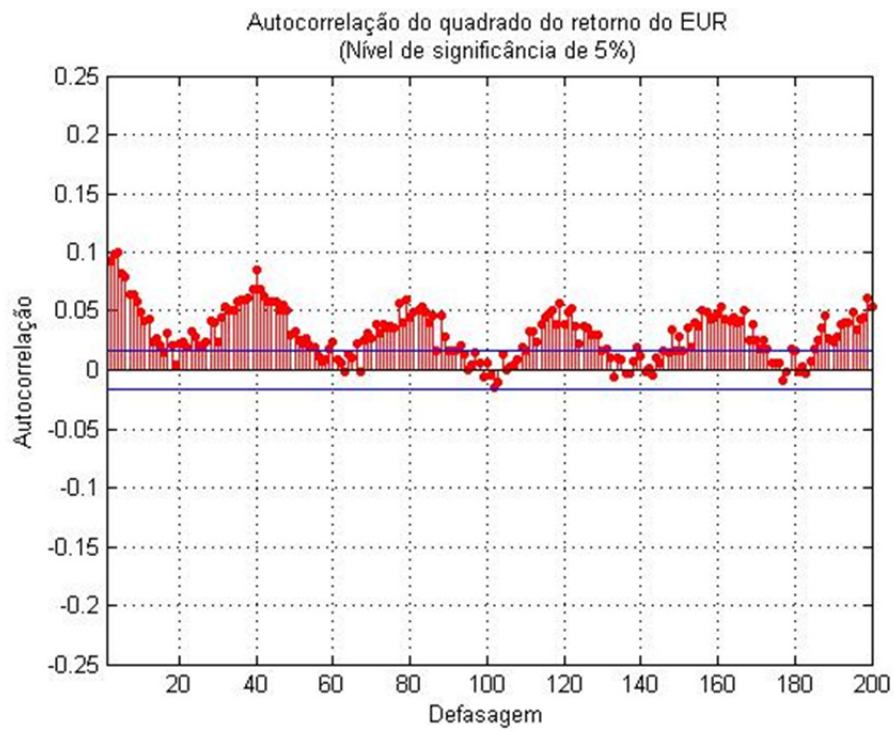


Figura 43: Correlograma do quadrado do retorno do EUR

Elaborado pelo autor

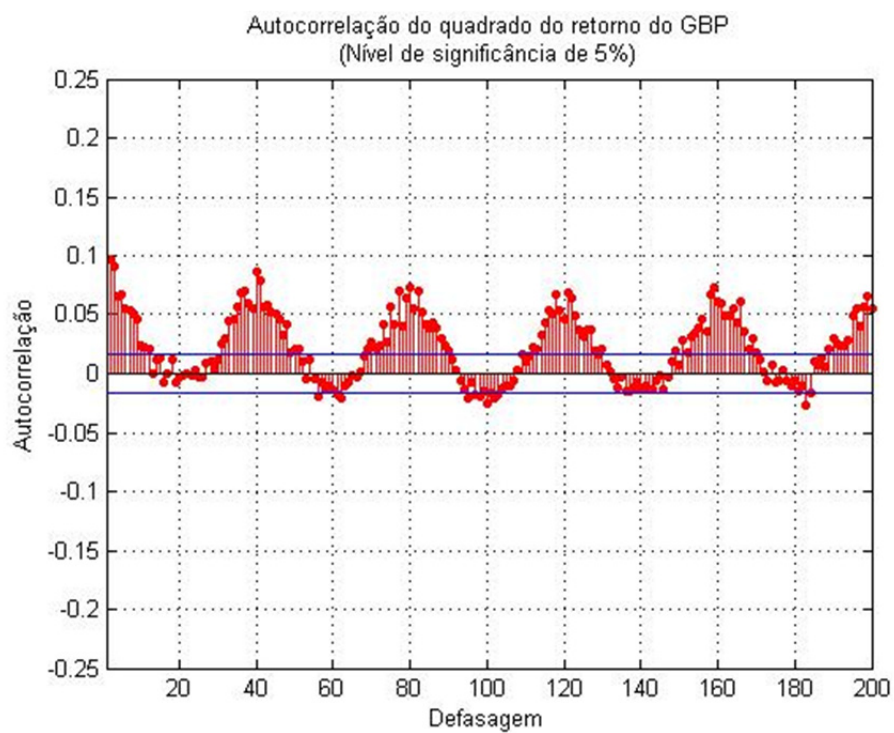


Figura 44: Correlograma do quadrado do retorno do GBP

Elaborado pelo autor

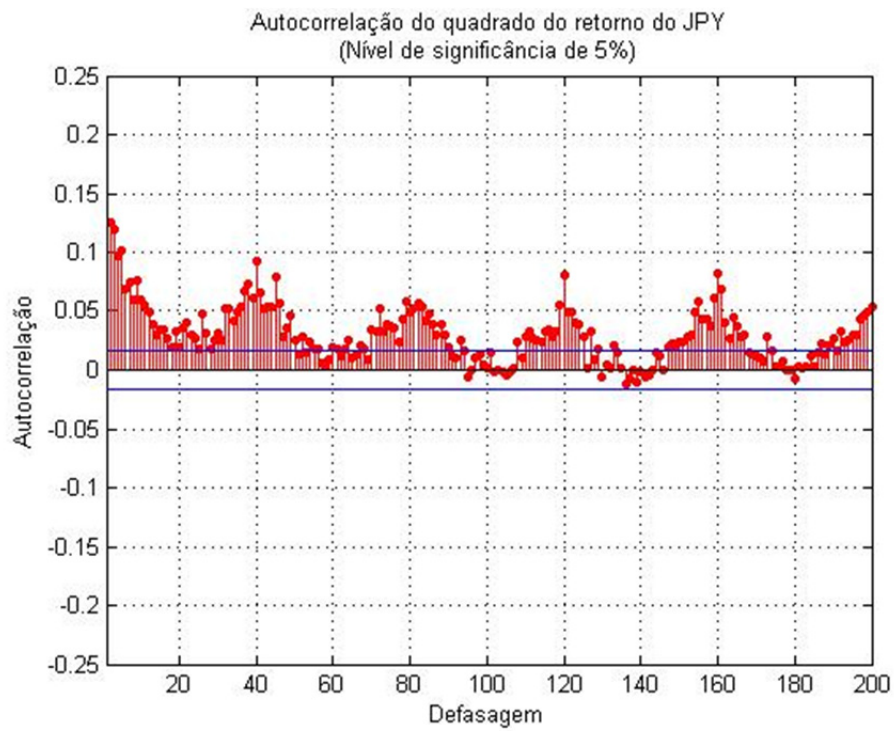


Figura 45: Correlograma do quadrado do retorno do JPY

Elaborado pelo autor

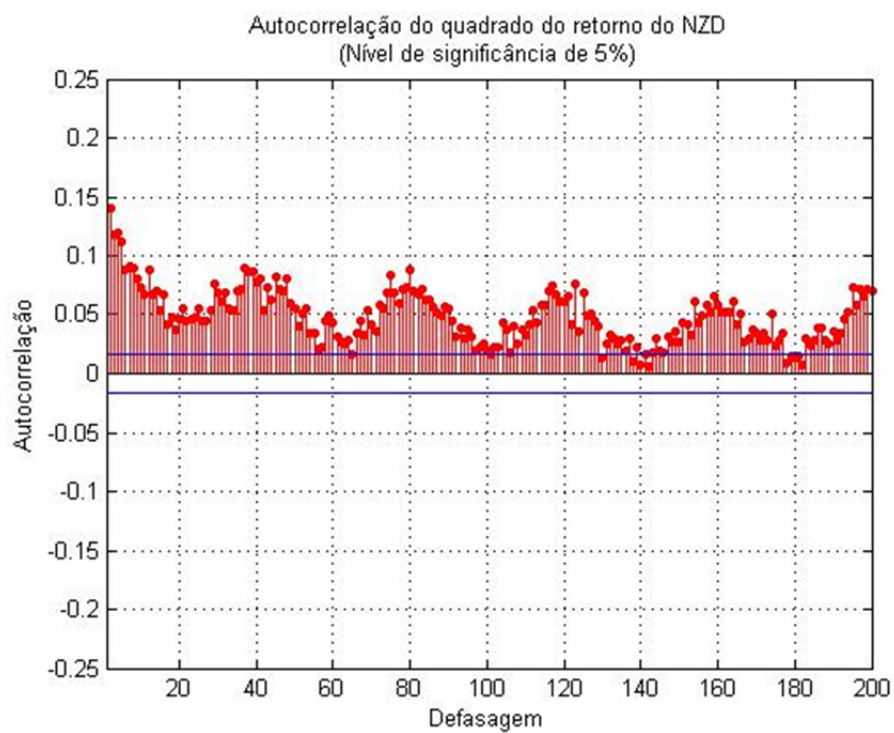


Figura 46: Correlograma do quadrado do retorno do NZD

Elaborado pelo autor

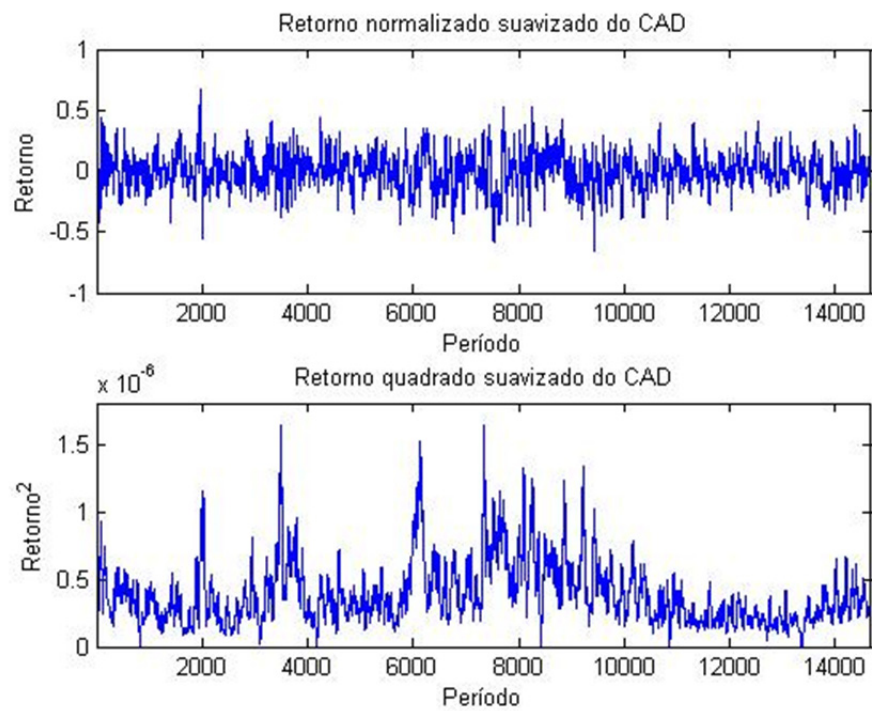


Figura 47: Retorno e volatilidade suavizados do CAD

Elaborado pelo autor

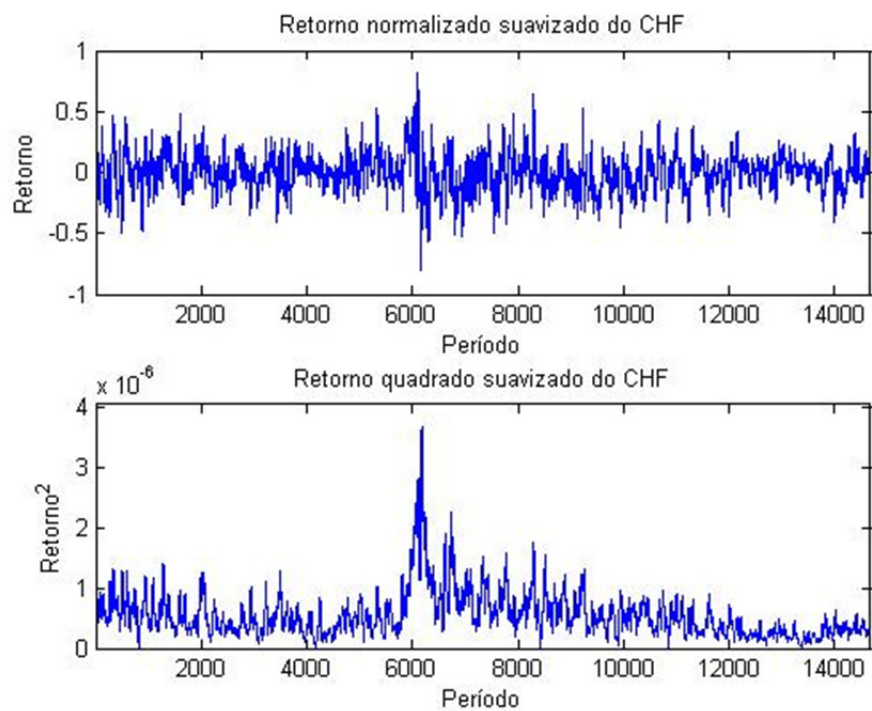


Figura 48: Retorno e volatilidade suavizados do CHF

Elaborado pelo autor

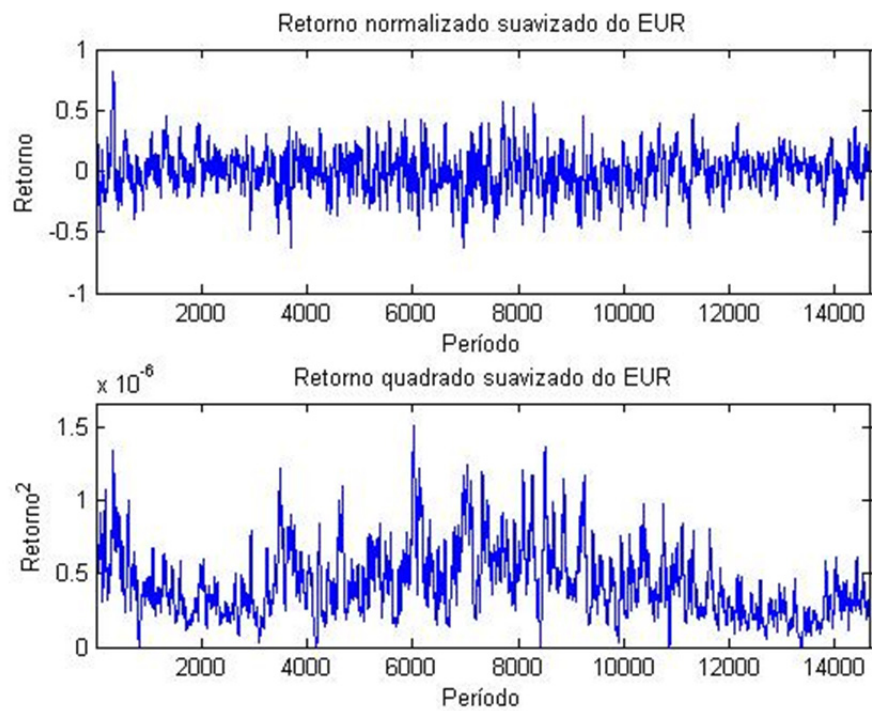


Figura 49: Retorno e volatilidade suavizados do EUR

Elaborado pelo autor

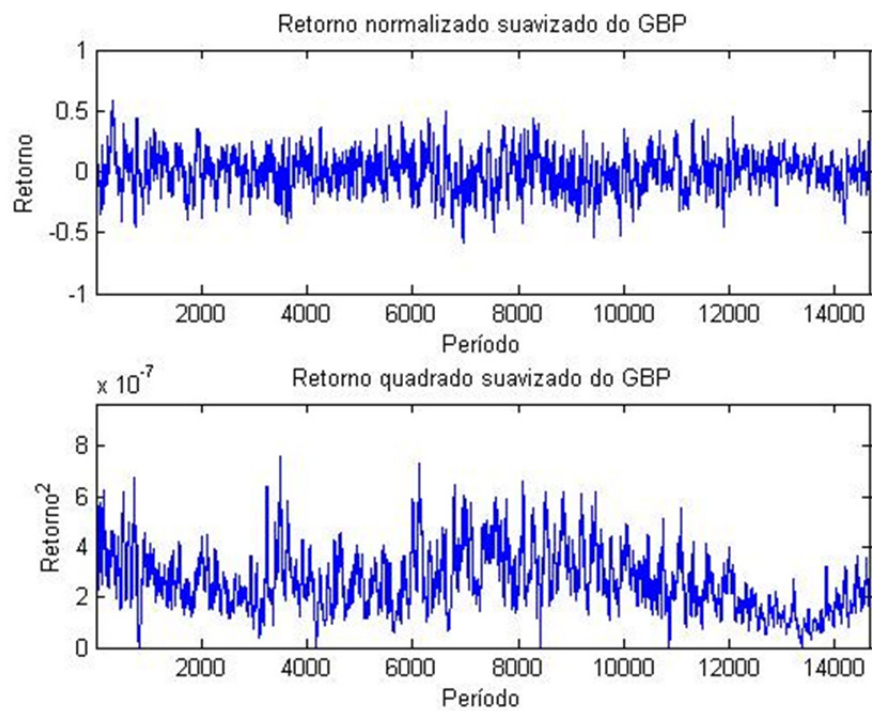


Figura 50: Retorno e volatilidade suavizados do GBP

Elaborado pelo autor

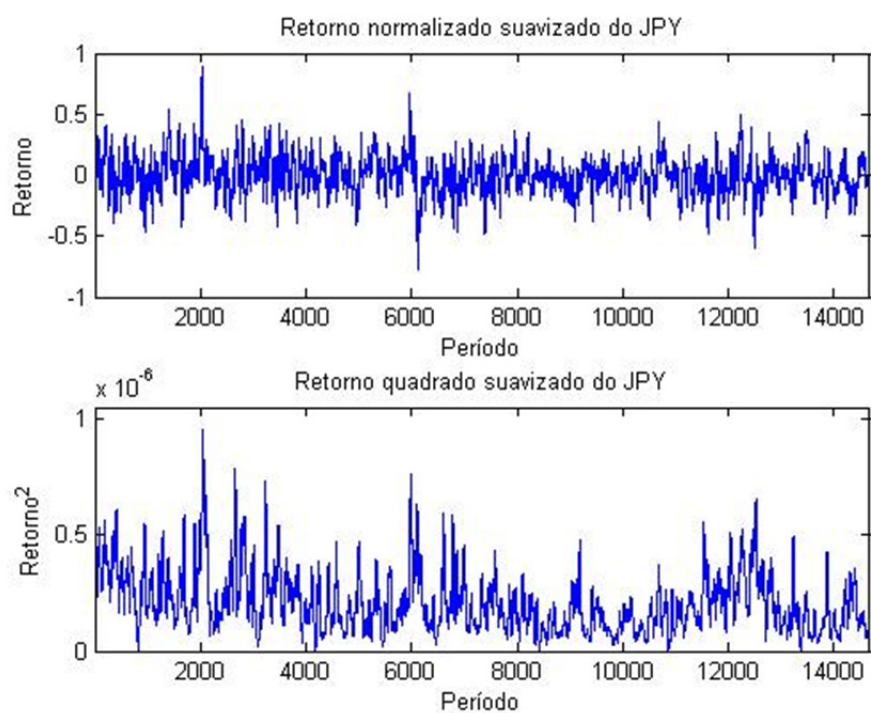


Figura 51: Retorno e volatilidade suavizados do JPY

Elaborado pelo autor

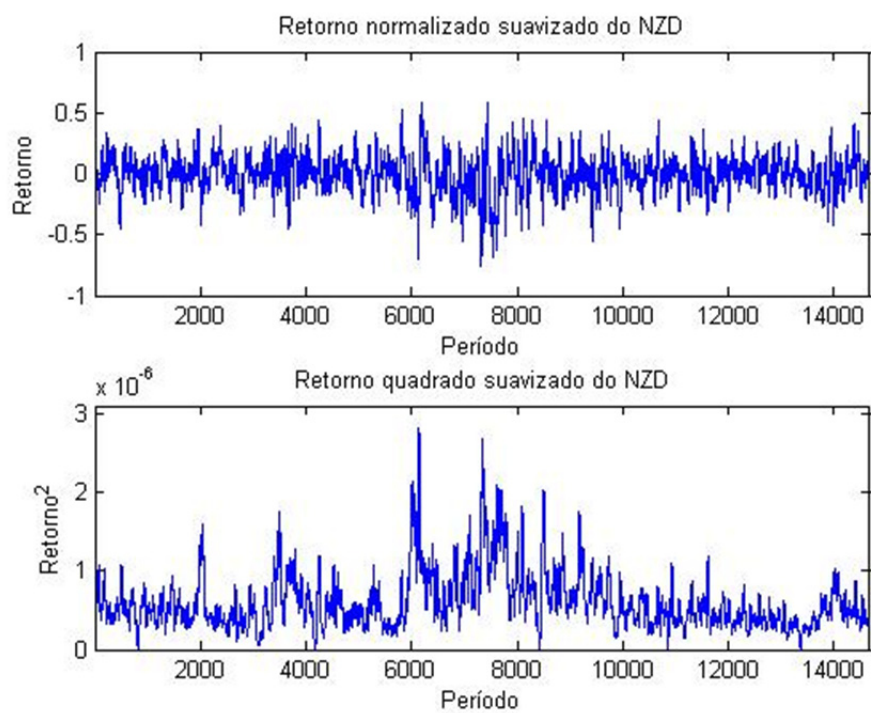


Figura 52: Retorno e volatilidade suavizados do NZD

Elaborado pelo autor

APÊNDICE B – TABELAS PARA ANÁLISE DOS DADOS

Tabela 3: Teste de Engle para o AUD

Teste de Engle para o AUD				
Defasagem	Hipótese	P-Value	$\chi^2_{calculado}$	Valor crítico
10	1	0	1177,62	18,31
20	1	0	1255,89	31,41
40	1	0	1389,15	55,76
60	1	0	1432,71	79,08
80	1	0	1494,45	101,88
100	1	0	1529,79	124,34
120	1	0	1573,85	146,57
140	1	0	1607,82	168,61
160	1	0	1665,52	190,52
180	1	0	1710,76	212,30
200	1	0	1735,65	233,99

Elaborado pelo autor

Tabela 4: Teste de Engle para o CAD

Teste de Engle para o CAD				
Defasagem	Hipótese	P-Value	$\chi^2_{calculado}$	Valor crítico
10	1	0	871,88	18,31
20	1	0	915,99	31,41
40	1	0	1100,75	55,76
60	1	0	1148,05	79,08
80	1	0	1246,33	101,88
100	1	0	1279,18	124,34
120	1	0	1319,46	146,57
140	1	0	1354,42	168,61
160	1	0	1393,96	190,52
180	1	0	1439,06	212,30
200	1	0	1475,69	233,99

Elaborado pelo autor

Tabela 5: Teste de Engle para o NZD

Teste de Engle para o NZD				
Defasagem	Hipótese	P-Value	$\chi^2_{calculado}$	Valor crítico
10	1	0	937,04	18,31
20	1	0	988,14	31,41
40	1	0	1132,95	55,76
60	1	0	1192,70	79,08
80	1	0	1275,71	101,88
100	1	0	1290,28	124,34
120	1	0	1330,15	146,57
140	1	0	1373,87	168,61
160	1	0	1405,32	190,52
180	1	0	1429,70	212,30
200	1	0	1475,16	233,99

Elaborado pelo autor

Tabela 6: Teste de Engle para o CHF

Teste de Engle para o CHF				
Defasagem	Hipótese	P-Value	$\chi^2_{calculado}$	Valor crítico
10	1	0	1054,05	18,31
20	1	0	1091,85	31,41
40	1	0	1238,87	55,76
60	1	0	1298,72	79,08
80	1	0	1400,54	101,88
100	1	0	1447,11	124,34
120	1	0	1476,56	146,57
140	1	0	1512,01	168,61
160	1	0	1566,02	190,52
180	1	0	1597,36	212,30
200	1	0	1630,84	233,99

Elaborado pelo autor

Tabela 7: Teste de Engle para o EUR

Teste de Engle para o EUR				
Defasagem	Hipótese	P-Value	$\chi^2_{calculado}$	Valor crítico
10	1	0	599,79	18,31
20	1	0	612,08	31,41
40	1	0	769,62	55,76
60	1	0	806,16	79,08
80	1	0	846,32	101,88
100	1	0	877,45	124,34
120	1	0	921,17	146,57
140	1	0	945,73	168,61
160	1	0	976,00	190,52
180	1	0	1000,87	212,30
200	1	0	1039,00	233,99

Elaborado pelo autor

Tabela 8: Teste de Engle para o GBP

Teste de Engle para o GBP				
Defasagem	Hipótese	P-Value	$\chi^2_{calculado}$	Valor crítico
10	1	0	450,56	18,31
20	1	0	463,01	31,41
40	1	0	647,05	55,76
60	1	0	704,83	79,08
80	1	0	787,16	101,88
100	1	0	812,29	124,34
120	1	0	843,45	146,57
140	1	0	872,62	168,61
160	1	0	910,76	190,52
180	1	0	937,77	212,30
200	1	0	975,45	233,99

Elaborado pelo autor

Tabela 9: Teste de Engle para o JPY

Teste de Engle para o JPY				
Defasagem	Hipótese	P-Value	$\chi^2_{calculado}$	Valor crítico
10	1	0	899,15	18,31
20	1	0	912,64	31,41
40	1	0	1062,34	55,76
60	1	0	1105,53	79,08
80	1	0	1146,49	101,88
100	1	0	1171,63	124,34
120	1	0	1228,81	146,57
140	1	0	1267,74	168,61
160	1	0	1332,56	190,52
180	1	0	1348,54	212,30
200	1	0	1361,49	233,99

Elaborado pelo autor

APÊNDICE C – GRÁFICOS PARA O DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO

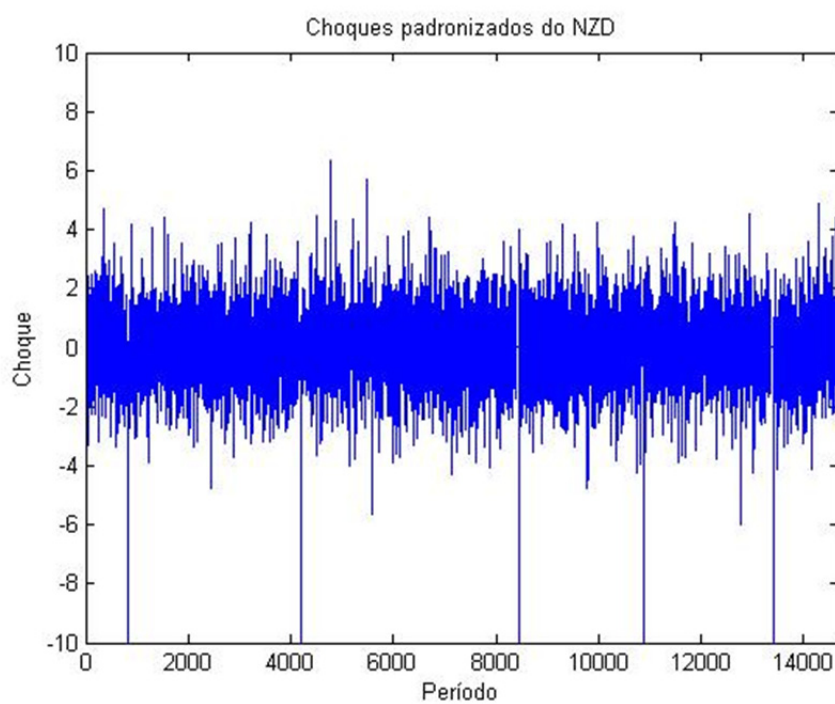


Figura 53: Choques padronizados do NZD

Elaborado pelo autor

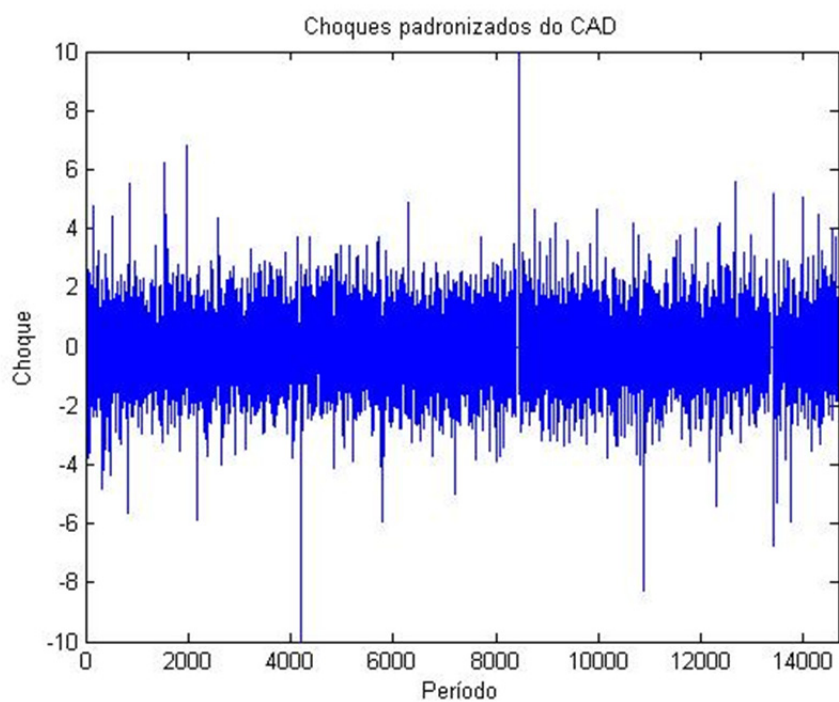


Figura 54: Choques padronizados do CAD

Elaborado pelo autor

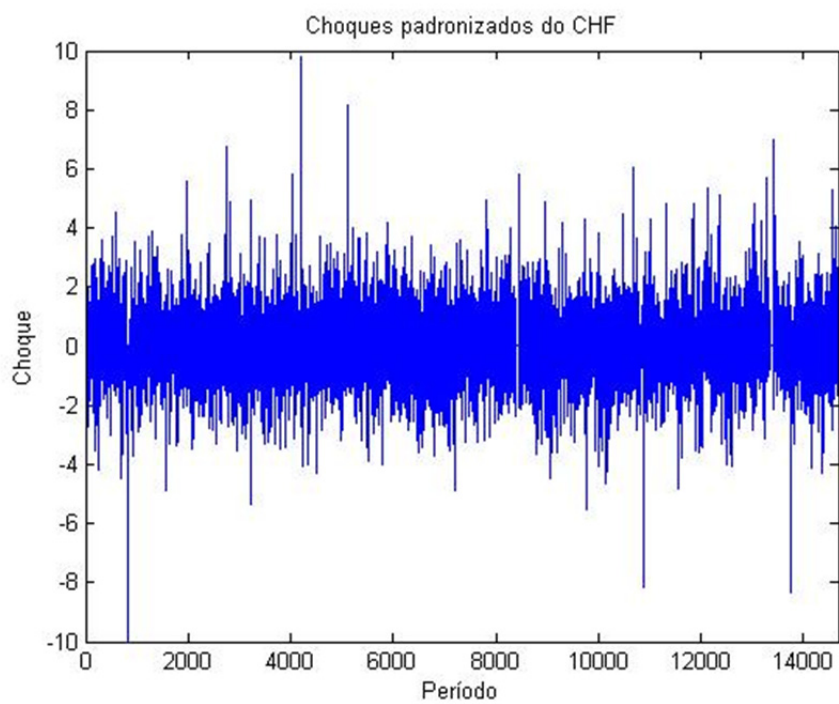


Figura 55: Choques padronizados do CHF

Elaborado pelo autor

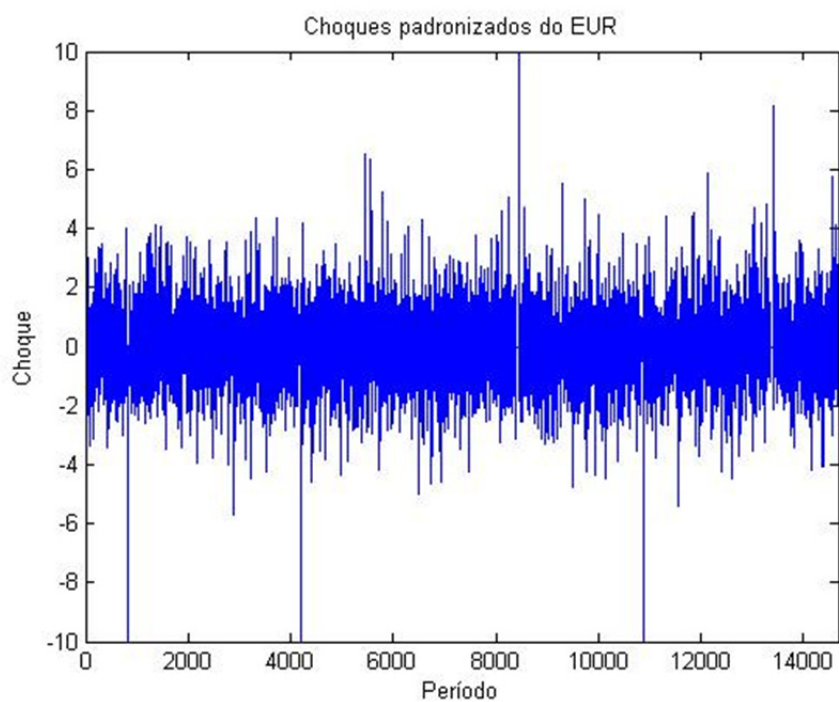


Figura 56: Choques padronizados do EUR

Elaborado pelo autor

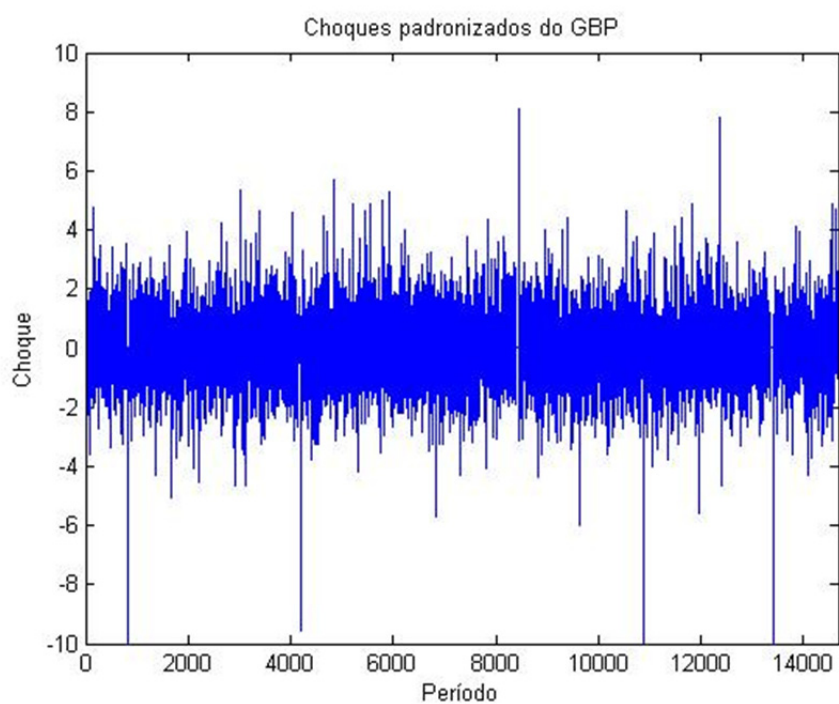


Figura 57: Choques padronizados do GBP

Elaborado pelo autor

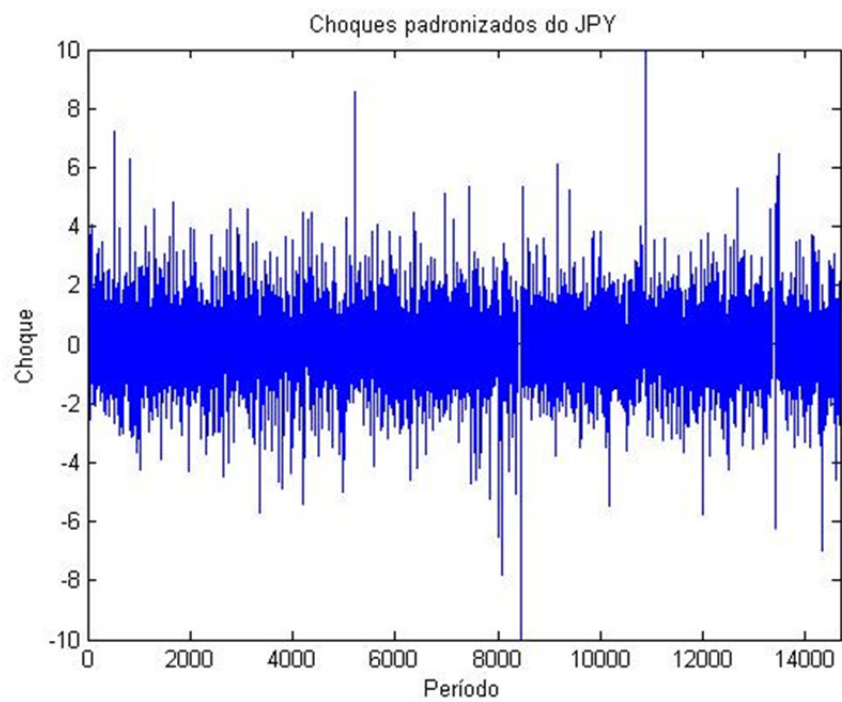


Figura 58: Choques padronizados do JPY

Elaborado pelo autor

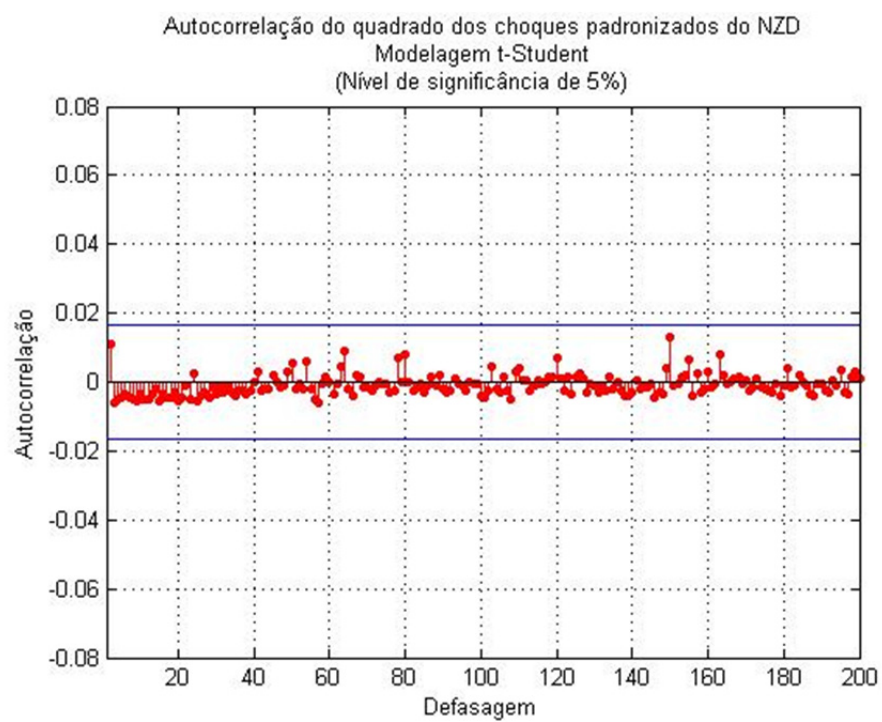


Figura 59: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do NZD

Elaborado pelo autor

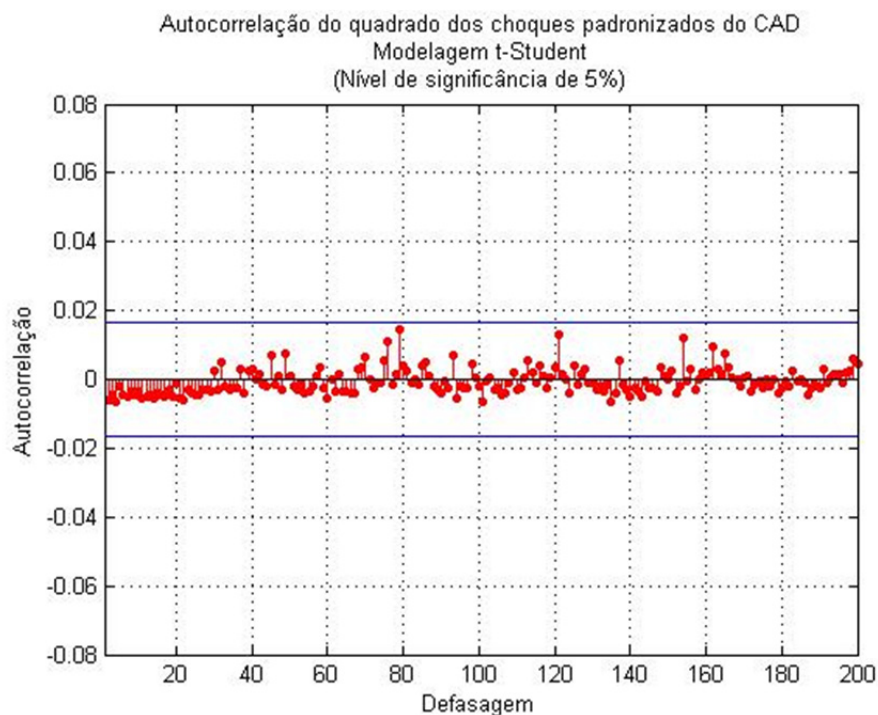


Figura 60: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do CAD

Elaborado pelo autor

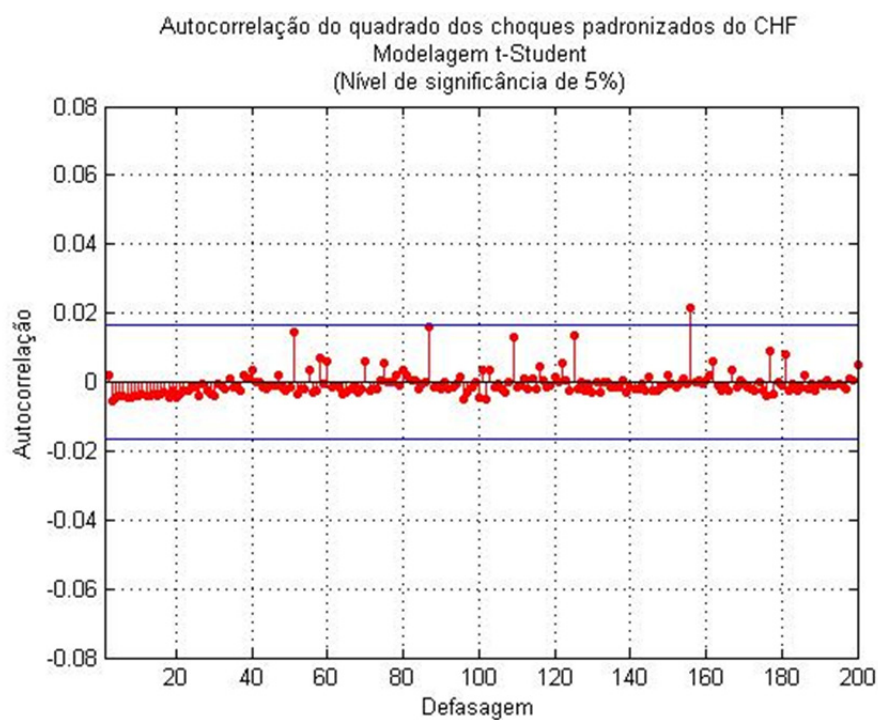


Figura 61: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do CHF

Elaborado pelo autor

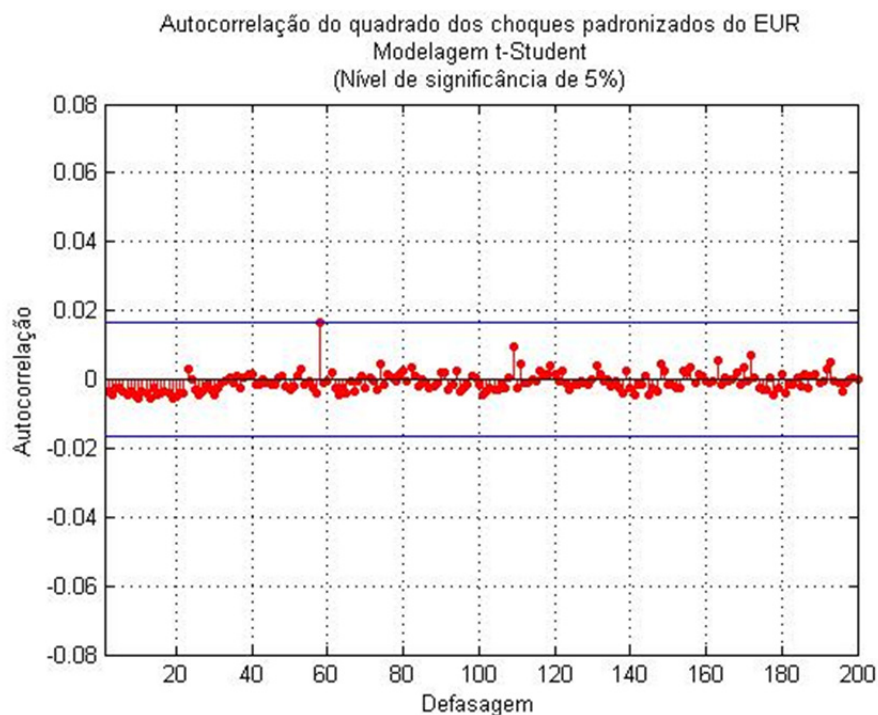


Figura 62: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do EUR

Elaborado pelo autor

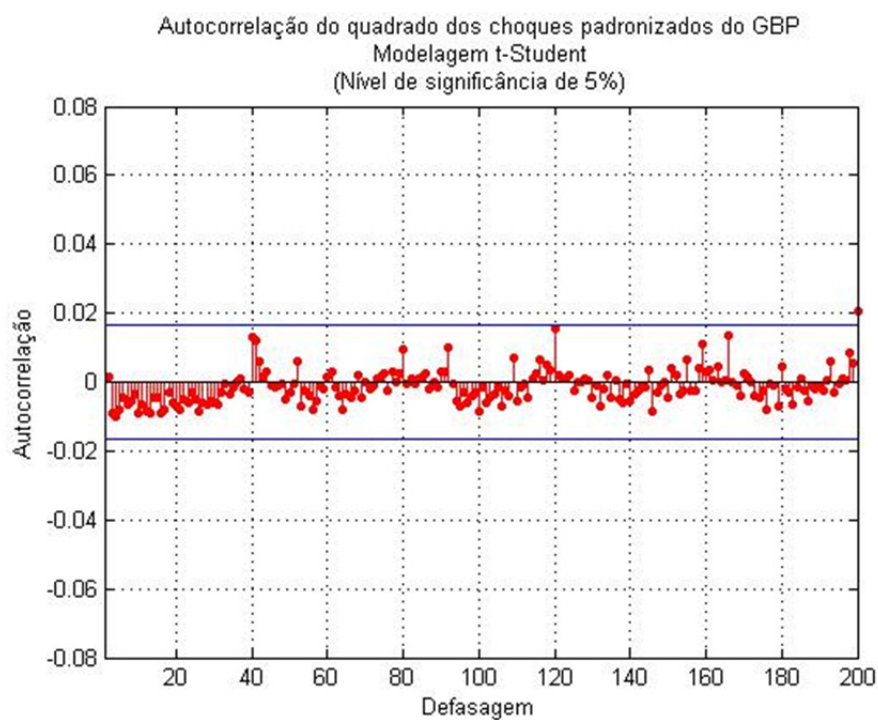


Figura 63: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do GBP

Elaborado pelo autor

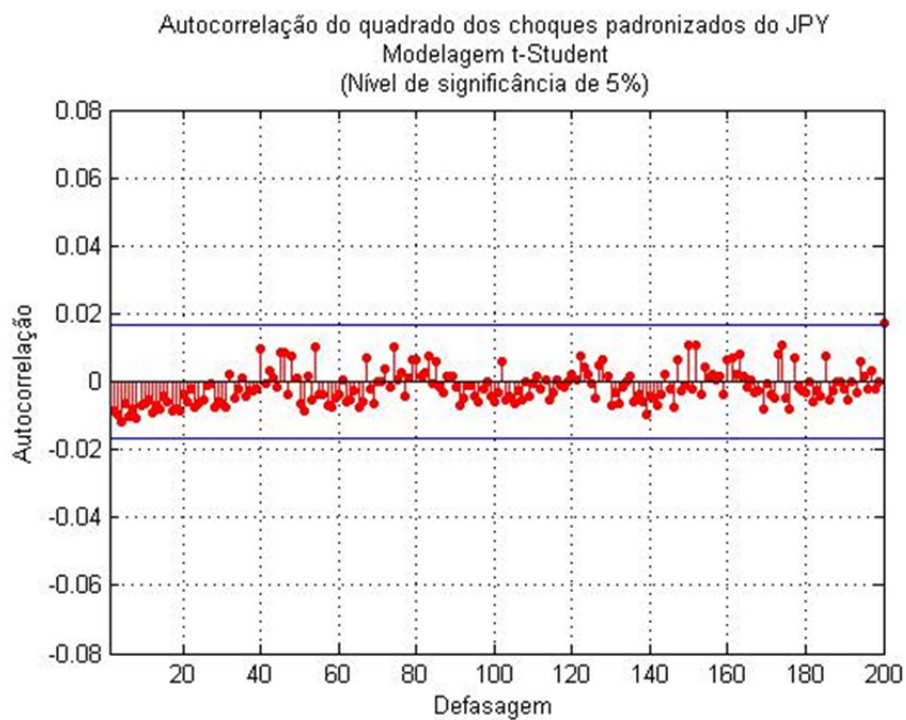


Figura 64: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição t-Student) do JPY

Elaborado pelo autor

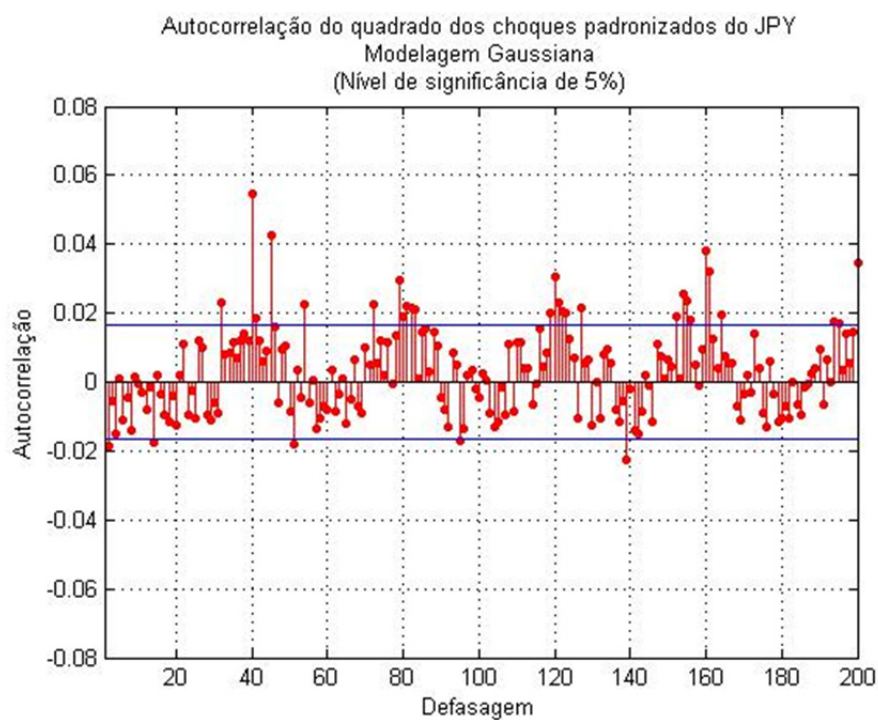


Figura 65: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do JPY

Elaborado pelo autor

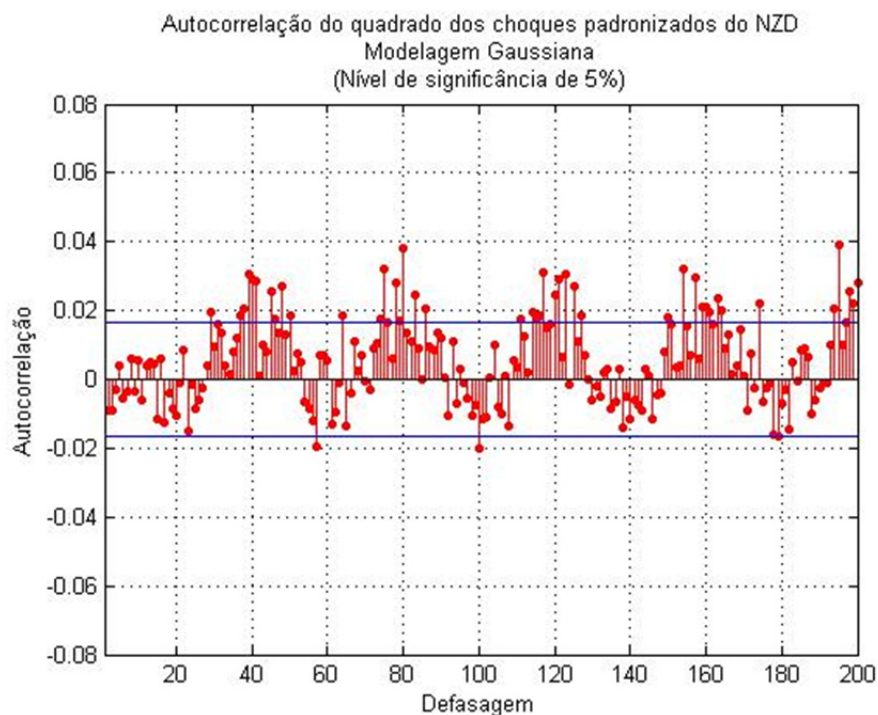


Figura 66: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do NZD

Elaborado pelo autor

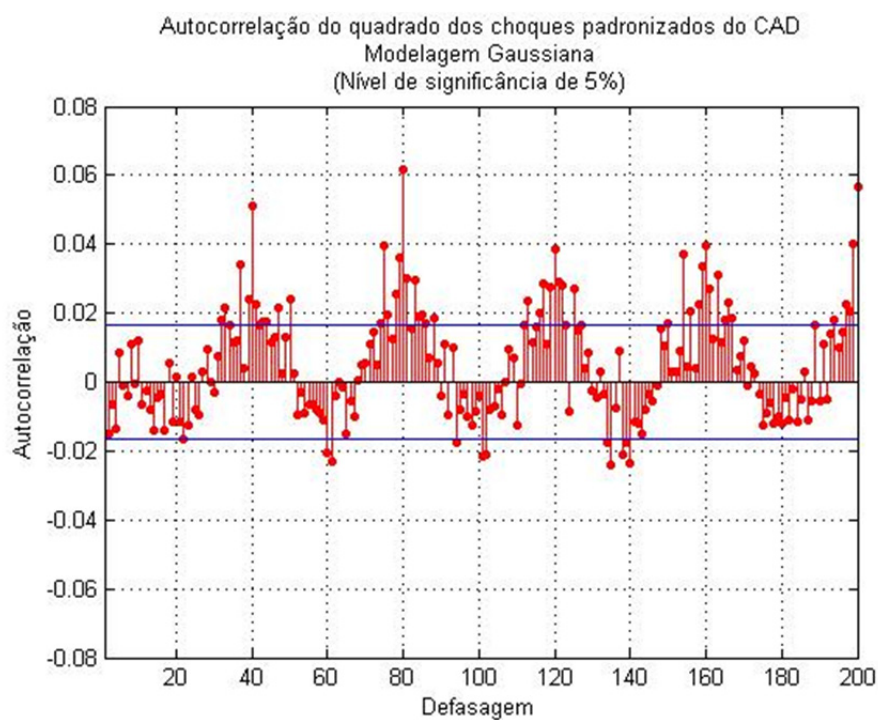


Figura 67: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do CAD

Elaborado pelo autor

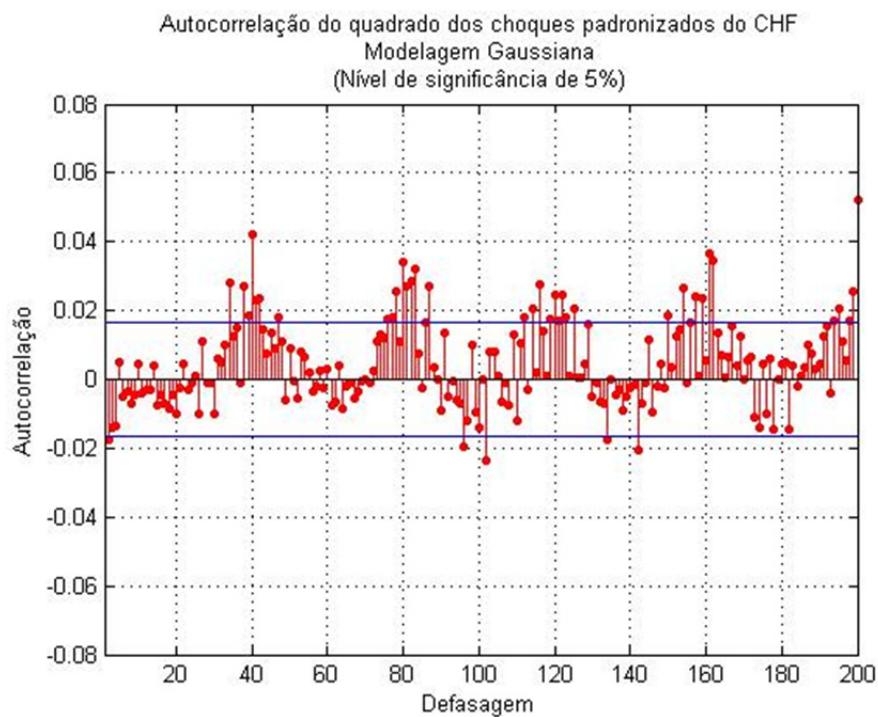


Figura 68: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do CHF

Elaborado pelo autor

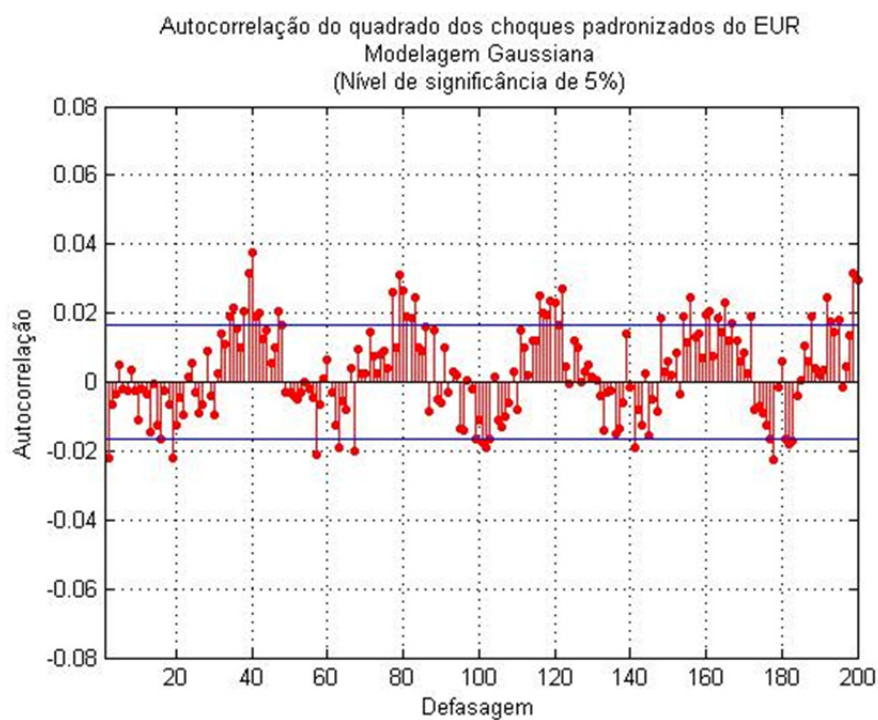


Figura 69: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do EUR

Elaborado pelo autor

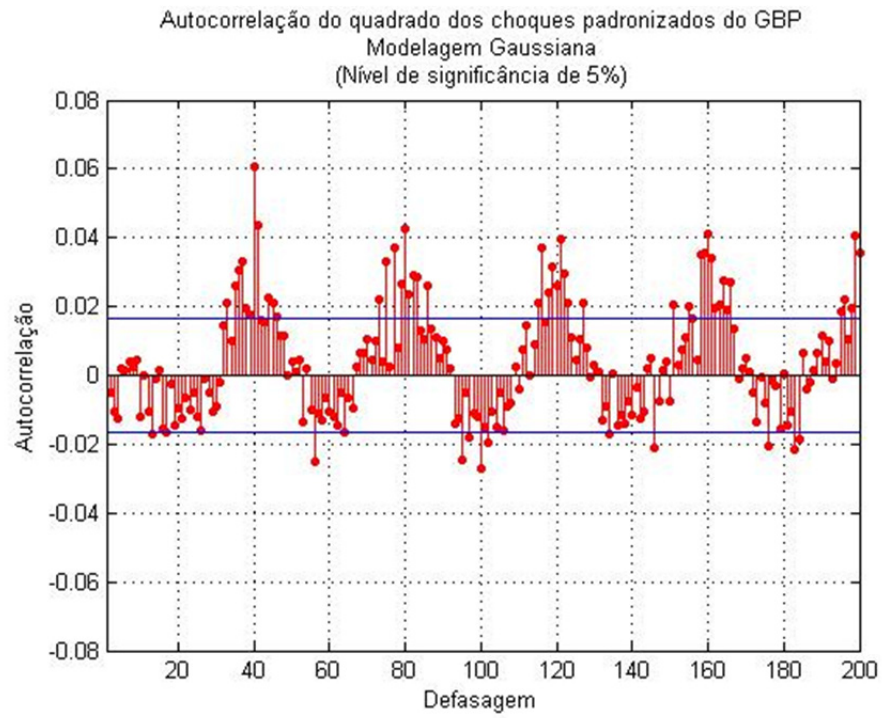


Figura 70: Correlograma do quadrado do choque padronizado (distribuição Gaussiana) do GBP

Elaborado pelo autor