

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DO RIO DE JANEIRO

**O Impacto da Temperatura e da Precipitação no
preço das ações, listadas na B3, do setor de
alimentos processados.**

Tomás Cavalcante Valadão

PROJETO FINAL DE GRADUAÇÃO

CENTRO TÉCNICO CIENTÍFICO - CTC

DEPARTAMENTO DE INFORMÁTICA

Curso de Graduação em Ciência da Computação

Rio de Janeiro, novembro de 2021



Tomás Cavalcante Valadão

**O Impacto da Temperatura e da Precipitação no preço
das ações, listadas na B3, do setor de alimentos
processados.**

Projeto final, apresentado ao Curso de Ciência de Computação da Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro - PUC-Rio, como requisito parcial para a obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Hélio Côrtes Vieira Lopes

Departamento de Informática

Rio de Janeiro

Novembro de 2021

Agradecimentos

Ao meu orientador Hélio Côrtes Vieira Lopes pela orientação ao longo de todo projeto com o foco na junção do conhecimento na área de ciência dos dados com o mercado financeiro. Acima de tudo, obrigado pelo apoio durante esse ano complicado.

Aos meus familiares, que me apoiaram durante toda esta jornada que teve altos e baixos, mas, que ao final, resultou em grandes experiências e conquistas.

Aos amigos, que sempre estiveram ao meu lado durante todos esses anos de graduação. Vocês fizeram com que eu não ficasse na zona de conforto e sempre buscasse cada vez mais por conquistas como essa.

Resumo

Cavalcante Valadão, Tomás. Côrtes Vieira Lopes, Hélio. O Impacto da Temperatura e da Precipitação no preço das ações, listadas na B3, do setor de alimentos processados. Rio de Janeiro, 2021. 60 p. Projeto Final de Graduação – Departamento de Informática. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

O presente trabalho acadêmico busca contribuir para o amplo conhecimento da área de Governança Ambiental, Social e Corporativa (*Environmental, Social and Corporate Governance* - ESG), aliado a uma métrica de risco climático como métrica para a análise de risco, para então dar uma nova perspectiva de como o nosso ambiente pode influenciar no patrimônio. Esse projeto apresenta um possível relacionamento dos dados da Brasil, Bolsa, Balcão (B3) junto com dados meteorológicos do Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia (INMETRO) trazendo, assim, uma visão de precificação de ativos da área de alimentos processados dados por variáveis meteorológicas. O principal objetivo deste trabalho de graduação foi realizar um estudo sobre a volatilidade do preço baseado na relação do mesmo com as variáveis temporais meteorológicas.

Palavras-chave: ESG; Risco Climático; Ciência de Dados; Investimento.

Abstract

Cavalcante Valadão, Tomás. Côrtes Vieira Lopes, Hélio. The Impact of Temperature and Precipitation on the price of stocks, listed on B3, in the processed food sector. Rio de Janeiro, 2021. 60 p. Graduation Final Project – IT Department. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

This academic work seeks to contribute to the broad knowledge of the area of Environmental, Social and Corporate Governance (ESG), combining a climate risk metric as a metric for risk analysis, to then give a new perspective of how our environment can influence our asset's value. This project presents a possible relationship of the Brazilian stock exchange (Brasil, Bolsa, Balcão - B3) data combined with meteorological data from the National Institute of Metrology, Quality and Technology (INMETRO), thus bringing an insight of how the pricing of the processed food industry can be influenced by meteorological variables. The main focus of this undergraduate work was to carry out a study on price volatility based on its relationship with meteorological variables.

Keywords: ESG; Climate Risk; Data Science; Investment.

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Motivação	1
1.2	Definição do risco financeiro	1
1.3	Definição do problema	3
1.4	Ausência de soluções	4
2	Situação Atual	6
2.1	Sistemas para gerenciamento de carteira.....	6
2.2	Tecnologias utilizadas.....	7
3	Objetivos.....	8
4	Atividades Realizadas.....	9
4.1	Estudos Conceituais	9
4.1.1	Estudo do framework Selenium	9
4.1.2	Estudo da CVM e seus dados	9
4.1.3	Estudo da B3 e seus dados	10
4.1.4	Estudo do INMETRO e seus dados	11
4.1.5	Estudo do Vector Autoregressive Model e sua relação com séries temporais	12
4.2	Implementação do Relatório	13
4.2.1	Estrutura do Banco de Dados PostgreSQL.....	13
4.2.2	Estrutura do código.....	15
5	Simulações	21
5.1	Ajuste por Evento Corporativo	21
5.1.1	Dados pré-ajustados	21
5.1.2	Eventos corporativos durante o período	26
5.1.3	Dados ajustados pelos eventos corporativos	27
5.3	Simulação Regressão - Ação BAUH4.....	34
5.4	Simulação Regressão - Ação BEEF3.....	34
5.5	Simulação Regressão - Ação BRFS3	34
5.6	Simulação Regressão - Ação CAML3.....	35
5.7	Simulação Regressão - Ação JBSS3.....	35
5.8	Simulação Regressão - Ação JOPA3	36
5.9	Simulação Regressão - Ação JOPA4	36
5.10	Simulação Regressão - Ação MDIA3.....	38
5.11	Simulação Regressão - Ação MNPR3.....	38
5.12	Simulação Regressão - Ação MRFG3.....	38
5.13	Simulação Regressão - Ação ODER4.....	38
6	Considerações Finais	39
6.1	Conclusão	39
6.2	Próximos Passos	40
7	Referências Bibliográficas	41
8	Apêndices.....	44
8.1	Apêndice A: Fontes de Dados	44

Lista de figuras

Figura 1.1 Exemplo da relação Perda x Necessidade de ganho	2
Figura 1.2 Risco x Incerteza.	2
Figura 1.3 Previsão NGFS até 2060.	4
Figura 1.4 Rio Paraguai em 30 de agosto	5
Figura 3.1 Teoria do Prospecto	8
Figura 4.1 Cadastro CVM (CNPJ, Nome, Tipo de Participante, Código CVM, Situação Registro)	10
Figura 4.2 Exemplo: Eventos Corporativos MNPR3	11
Figura 4.3 Exemplo: VAR com Lag 1	12
Figura 4.4 Modelo ER do Projeto	14
Figura 4.5 Configuração do Notebook	16
Figura 4.6 Configuração do Data Frame de Cotações	17
Figura 4.7 Iteração referente ao ajuste por Evento Corporativo	17
Figura 4.8 Data Frame dos dados do INMETRO	18
Figura 4.9 Vetor de Data Frames agregados	18
Figura 4.10 Regressão de um dado Data Frame	19
Figura 5.1 Preço médio da ação BAUH4 durante o período selecionado	21
Figura 5.2 Preço médio da ação BEEF3 durante o período selecionado	22
Figura 5.3 Preço médio da ação BRFS3 durante o período selecionado	22
Figura 5.4 Preço médio da ação CAML3 durante o período selecionado.	23
Figura 5.5 Preço médio da ação JBSS3 durante o período selecionado.	23
Figura 5.6 Preço médio da ação JOPA3 durante o período selecionado.	24
Figura 5.7 Preço médio da ação JOPA4 durante o período selecionado.	24
Figura 5.8 Preço médio da ação MDIA3 durante o período selecionado.	25
Figura 5.9 Preço médio da ação MNPR3 durante o período selecionado.	25
Figura 5.10 Preço médio da ação MRFG3 durante o período selecionado.	26
Figura 5.11 Preço médio da ação ODER4 durante o período selecionado	26
Figura 5.12 Data Frame contendo os dados referente aos eventos corporativos.	27
Figura 5.13 Preço médio ajustado da ação BAUH4 durante o período selecionado.	27
Figura 5.14 Preço médio ajustado da ação BEEF3 durante o período selecionado.	28
Figura 5.15 Preço médio ajustado da ação BRFS3 durante o período selecionado.	28
Figura 5.16 Preço médio ajustado da ação CAML3 durante o período selecionado.	29
Figura 5.17 Preço médio ajustado da ação JBSS3 durante o período selecionado.	29
Figura 5.18 Preço médio ajustado da ação JOPA3 durante o período selecionado.	30
Figura 5.19 Preço médio ajustado da ação JOPA4 durante o período selecionado.	30
Figura 5.20 Preço médio ajustado da ação MDIA3 durante o período selecionado.	31
Figura 5.21 Preço médio ajustado da ação MNPR3 durante o período selecionado.	31
Figura 5.22 Preço médio ajustado da ação MRFG3 durante o período selecionado.	32
Figura 5.23 Preço médio ajustado da ação ODER4 durante o período selecionado.	32

Figura 5.24	Precipitação total média no território brasileiro.	33
Figura 5.25	Temperatura máxima média no território brasileiro.	33
Figura 5.26	Temperatura mínima média no território brasileiro.	34
Figura 5.27	Equação para o Preço Médio JBSS3	35
Figura 5.30	Equação para o Preço Médio de JOPA4.	37

1 Introdução

1.1 Motivação

Com o passar dos anos, foi notado um aumento significativo na temperatura global da superfície e seus impactos no ecossistema planetário [1]. A partir desses estudos, é possível destacar que o clima de uma região diz muito sobre como será a vida na mesma e com o fato da agricultura ser uma atividade extremamente dependente dos fatores climáticos, temos uma situação no qual uma variabilidade inesperada pode acarretar em impactos gravíssimos na produção agropecuária [2].

Os impactos climáticos, devido ao aumento da temperatura global, devem afetar ainda mais as regiões consideradas tropicais e subtropicais [2]. As produções de diversos grãos e as chuvas devem diminuir [2] e aliado a isso, a previsão da população mundial é de um aumento considerável nos próximos 30 anos [3].

Ao juntar essas informações, temos um cenário de aumento na população e possíveis impactos na produção agropecuária. Nesse cenário, é possível identificar que a demanda pela produção agropecuária tende a aumentar, mas as condições climáticas podem vir a ser um limitador de crescimento ou até um fator de diminuição.

O setor de Alimentos Processados e Carnes & Derivativos é diretamente dependente da quantidade de chuvas de uma região e da produção de grãos para alimentar os animais ou compor o produto processado. Devido ao objetivo desse setor, o intuito desse projeto é quantificar uma medida de risco incorrido pelo investidor para auxiliar na tomada de decisão.

1.2 Definição do risco financeiro

O conceito de risco financeiro é essencial para o entendimento do presente trabalho. Dessa forma, risco financeiro será definido e, após essa seção, será denominado apenas por risco.

Risco financeiro é a possibilidade da perda de valor no capital

investido em um negócio ou em algum instrumento financeiro [4]. Essa possibilidade de perda faz com que investidores tenham maior cautela com o aporte financeiro em certo investimento, pois uma perda concretizada necessita de uma valorização maior em magnitude para voltar ao mesmo patamar.

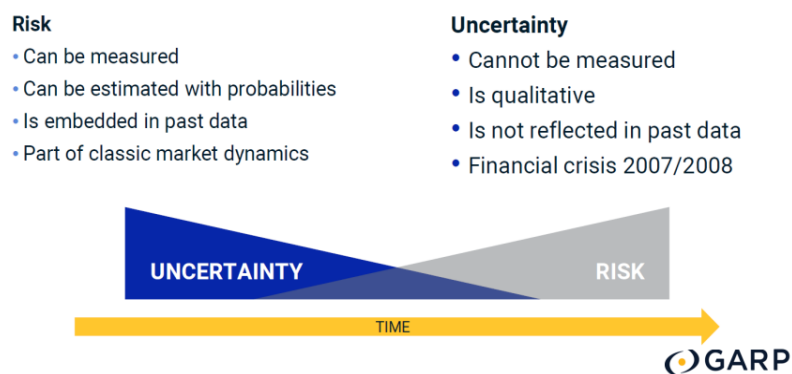
Figura 1.1 Exemplo da relação Perda x Necessidade de ganho

Percentage Loss	Percent Rise To Break Even
10%	11%
15%	18%
20%	25%
25%	33%
30%	43%
35%	54%
40%	67%
45%	82%
50%	100%

Fonte: O Autor

Essa possibilidade é uma medida de probabilidade que analisa o passado para tentar afirmar um comportamento e sua confiança sobre como anda um dado investimento. Nesse caso, o ativo é analisado por comportamentos passados e, assim, mensurado de forma quantitativa [5].

Figura 1.2 Risco x Incerteza.



Fonte: (GARP, 2021)

Uma das medidas mais utilizadas no mercado financeiro é o cálculo da volatilidade do preço de um ativo. A volatilidade nada mais é que o desvio padrão da rentabilidade do ativo durante um longo período, podendo ser vista tanto para risco, quanto para ganhos [6]. No entanto, ao longo deste trabalho, nós trataremos a volatilidade como medida de risco.

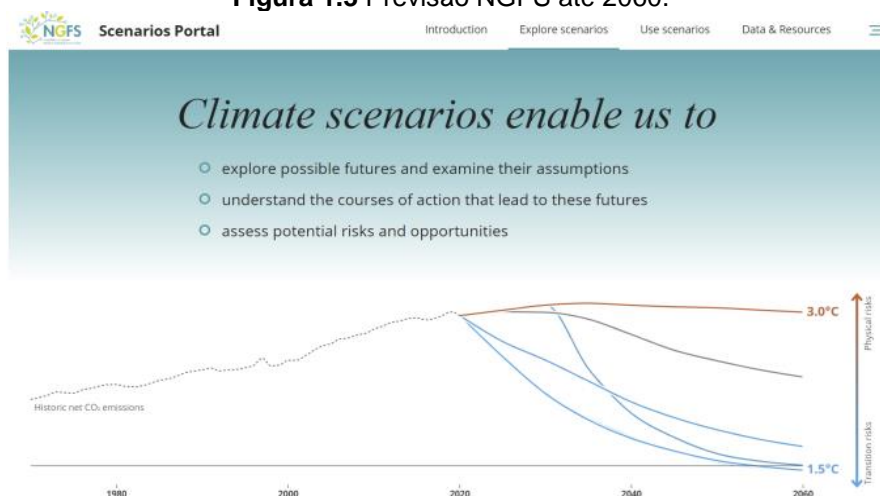
1.3 Definição do problema

Devido a dependência das empresas do setor de Alimentos Processados e Carnes & Derivativos com a safra dos alimentos, empresas como a BRF S.A, a JBS S.A, e algumas outras estão diretamente expostas às variações climáticas ocorridas no Brasil durante o ano-calendário. Aliado a isso, temos um cenário alarmante, onde as previsões anteriores podem ter sido antecipadas acarretando em uma maior variação da temperatura e da precipitação no Brasil no curto prazo [7].

Com isso, esse projeto tem como objetivo quantificar o risco da carteira do investidor utilizando como base a variação do preço dessas empresas com relação a variação climática do Brasil. Uma vez que a demanda por investimentos ESG (*Environmental, Social and Governance*) está em alta [8].

Para quantificar esse risco, será utilizado uma visão mais arrojada com relação à média do NGFS (The Network of Central Banks and Supervisors for Greening the Financial System). Uma vez que há diversos cenários possíveis para modelar o risco dentro da central de cenários do NGFS. [9]

Figura 1.3 Previsão NGFS até 2060.



Fonte: (NGFS, 2021)

1.4 Ausência de soluções

Os investidores pessoas físicas estão tendo uma maior atenção das empresas do mercado financeiro, no entanto, não existe nenhuma ferramenta que inclua risco climático como métrica de potencial de perda para esse tipo de investidor no Brasil. Embora o número de adeptos ao investimento ESG esteja crescendo, o controle de risco só é feito por análises históricas de preços e suas respectivas entidades.

O investidor pessoa física tem acesso a controle de risco voltados a risco de crédito, liquidez e de mercado. No caso do risco de crédito, o investidor tem o controle para avaliar se uma entidade devedora irá dar calote ou não. No caso de risco de liquidez, o investidor tem o controle para avaliar se ele conseguirá converter seu ativo em moeda a qualquer momento e sem perda de valor decorrente do momento da solicitação da conversão. Já no caso de risco de mercado, o investidor tem o controle de avaliar se oscilações no mercado financeiro acarretará em perda de valor [10].

Porém, embora o risco climático afete o patrimônio do investidor devido a secas prolongadas e aumento da temperatura que afetam o funcionamento das empresas, nenhum produto faz o uso dos dados de entidades governamentais ou entidades privadas, mas reguladas para precificar o valor justo dado a variações climáticas. Segundo a XP Investimentos, o crescimento PIB pode ser zero em 2022 caso aconteça um racionamento de energia devido aos baixos níveis dos reservatórios

das usinas hidrelétricas [11].

Figura 1.4 Rio Paraguai em 30 de agosto



Fonte: (FOLHA DE SÃO PAULO, 2021).

2 Situação Atual

2.1 Sistemas para gerenciamento de carteira

Esse projeto tem como intuito dar uma nova perspectiva de variável de risco ao patrimônio do investidor pessoa física. No entanto, primeiro é preciso entender como o mercado atua para medir o risco de uma carteira para um conjunto de ativos de um investidor pessoa física.

Um dos maiores players do mercado, e comprado pelo BTG Pactual, a Kinvo, mostra uma visão simplista para o controle de risco de uma carteira. A metodologia usada é a análise de Risco x Retorno utilizando o índice Beta e o índice Sharpe [12].

O índice Beta mede a volatilidade de uma ação ou carteira de ações, quando comparada ao índice de ações daquele mercado, no caso do Brasil é o Índice Bovespa. Esse índice é muito importante para a análise de risco de mercado, mas só trata de uma relação de comparação entre um ativo e o mercado utilizando os dados históricos [12].

$$\beta_p = \frac{Cov(r_p, r_b)}{Var(r_b)}$$

Equação 2.1 Fórmula do Beta de uma Ação

O índice Sharpe, criado pelo economista William F. Sharpe, serve para avaliar a relação Risco x Retorno de um investimento. Esse índice é mais usado para comparar dois investimentos e qual tende a ter uma menor volatilidade dado um grau de retorno ou vice-versa [12].

$$S = \left(\frac{R_p - R_f}{\sigma_p} \right)$$

Equação 2.2 Fórmula do Índice de Sharpe de uma Ação

Em ambos os casos, a análise é feita para comparar o potencial de ganho correndo menos risco ou prevenção de perda de capital tendo algum ativo que vá na direção oposta do mercado para eventuais quedas do mercado. Nesse caso, o investidor pessoa física que usa esse tipo de sistema tem apenas o controle do risco de mercado em suas mãos.

2.2 Tecnologias utilizadas

Por se tratar de um projeto que visa entregar uma funcionalidade de análise de risco para o investidor pessoa física, o projeto foi feito utilizando Selenium como Web Crawler para a captura de preços, PostgreSQL para a persistência dos dados e a linguagem Python para a manipulação dos dados e suas relações.

O framework Selenium foi utilizado como Web Crawler devido a sua interface amigável, excelente documentação e necessidade de interação com o JavaScript. O uso do crawler foi necessário, pois foi preciso adquirir os dados junto a B3 para que as manipulações utilizando um Jupyter Notebook fossem possíveis.

O SGDB (Sistema Gerenciador de Banco de Dados) escolhido foi o PostgreSQL, pois é um dos projetos open-source mais utilizados do mundo. Além disso, existia a necessidade de manipular centenas de planilhas Excel para a obtenção dos dados. Dessa forma, o PostgreSQL também lidava com a persistência e centralização dos dados.

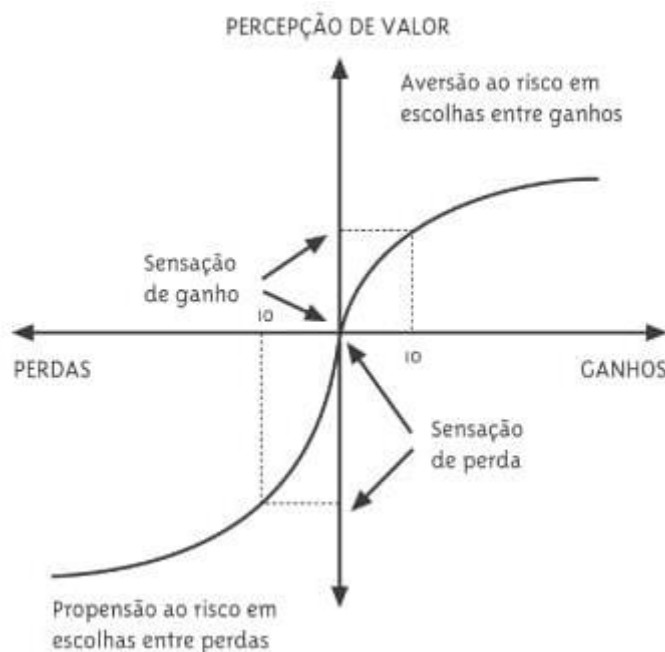
A linguagem Python foi utilizada por suas diversas bibliotecas da área de Data Science para a manipulação dos dados. Essa linguagem foi utilizada em conjunto com o Jupyter Notebook para fazer as agregações necessárias para atingir o resultado final do relatório.

3 Objetivos

O principal objetivo deste trabalho é gerar uma nova perspectiva de análise de risco na tomada de decisão do investidor pessoa física. O controle do risco é importante, pois segundo as Finanças Comportamentais, o investidor tem a característica de aversão ao risco [13].

A aversão ao risco é uma característica do investidor pessoa física evidenciada por Daniel Kahneman e Amos Tversky em 1979 [13]. Essa característica resulta em uma sensibilidade maior à dor da perda do que a alegria do ganho.

Figura 3.1 Teoria do Prospecto



Fonte: (Kahneman e Tversky, 1979)

Seguindo essa teoria proposta por Kahneman e Tversky [13], o objetivo secundário deste trabalho é construir uma nova forma para auxiliar o controle de risco e que o torne mais eficiente. Com isso, o investidor com essa característica poderia controlar de forma mais eficaz a sua carteira e, assim, evitar essa dor que poderia até o tirar do mundo dos investimentos.

4 Atividades Realizadas

Nesta seção será abordado os estudos realizados durante o desenvolvimento deste projeto. Esses estudos foram essenciais para a obtenção dos objetivos finais do projeto.

4.1 Estudos Conceituais

4.1.1 Estudo do framework Selenium

O Selenium é um framework que foi inicialmente criado com a funcionalidade de testar aplicativos web. Ele é uma ferramenta para a criação de testes automatizados nesses aplicativos. Devido a sua interface fácil e com interação com o JavaScript do aplicativo, ele consegue testar toda a parte Front-End do serviço [14].

No entanto, essa interface fácil e interativa com o JavaScript faz com que ela também possa ser usada como um Web Crawler. Um Web Crawler é um algoritmo que busca por informações em páginas web e faz o uso delas.

Essa característica de também poder ser usado como Web Crawler pode ser explorada por um engenheiro de dados para a coleta de dados. No caso desse projeto, o framework Selenium foi usado para a coleta de dados referentes aos preços das ações na B3.

4.1.2 Estudo da CVM e seus dados

Criada em 1976, a CVM (Comissão de Valores Mobiliários) é uma entidade vinculada ao Ministério da Fazenda que visa fiscalizar, disciplinar e desenvolver o mercado de valores mobiliários [15]. Essa finalidade visa regulamentar o mercado para, assim, evitar com que haja dano aos integrantes do mercado, sejam eles investidores pessoa física, como também entidades institucionais.

Tendo em vista as obrigações de fiscalizar, disciplinar e desenvolver o mercado de valores mobiliários, a CVM tem que fazer um trabalho rigoroso quanto ao cadastro dos participantes que compõem o mercado nacional. Esse cadastro é então incorporado nas demais

entidades do mercado como forma de ter um único cadastro dos participantes.

Figura 4.1 Cadastro CVM (CNPJ, Nome, Tipo de Participante, Código CVM, Situação Registro)

CNPJ	NOME	TIPO DE PARTICIPANTE	CÓDIGO CVM	SITUAÇÃO REGISTRO
11.029.972/0001-25	B D MOVEIS SA	CIA S INCENTIVADAS REGISTRADAS	505730	Cancelado em 14/02/2012

FONTE: (CVM, 2021)

4.1.3 Estudo da B3 e seus dados

A B3 (Brasil, Bolsa, Balcão) é a principal bolsa de valores do Brasil. Ela nasceu da união de três empresas do mercado: BM&F, Bovespa e CETIP. Por ser a principal bolsa de valores do Brasil, ela tem como responsabilidade toda a parte de administração e negociação dos ativos [16].

A B3 exerce a administração dos sistemas de negociação, compensação, liquidação, depósito e registro para todos os ativos. Essas responsabilidades dão a ela a responsabilidade de desenvolver o mercado e preservar por sua integridade.

Tendo em vista esse conjunto de responsabilidades, os dados utilizados nesse processo referente a precificação e ajuste das empresas do setor de alimentos processados e carnes & derivativos são de exclusividade da B3. Esses dados são: Eventos Corporativos e Cotação de uma ação.

O evento corporativo é um tipo de alteração nos dados de uma ação que visa promover alguma mudança ou premiação para os participantes que têm alguma posição referente a aquela ação. Alguns desses eventos são: Dividendos, Bônus, Juros sobre Capital Próprio (JCP), Grupamento, Desdobramento, Subscrição e Redução de Capital.

Nesse projeto os eventos corporativos utilizados foram o Grupamento e o Desdobramento. O Grupamento visa mudar a

organização das ações fazendo o uso de um fator onde N cotas da ação virem uma única, assim aumentando o valor de cada ação, mas sem influenciar no valor de mercado da empresa. O Desdobramento tem o comportamento inverso do Grupamento. O Desdobramento visa pegar uma única cota de ação e transformar em N cotas dado um fator de desdobramento.

Dessa maneira, os eventos corporativos utilizados têm uma grande influência no preço da cota de uma ação, onde poderia vir a atrapalhar quaisquer análises de um dia pro outro. Veremos esse impacto na prática na seção 5.

Figura 4.2 Exemplo: Eventos Corporativos MNPR3

Proventos em Ativos						
Proventos	Código ISIN	Deliberado em	Negócios com até	% / Fator de Grupamento	Ativo Emitido	Observações
GRUPAMENTO	BRMNPRA0NOR5	03/06/2016	03/06/2016	0.010000000000	BRMNPRA0NOR5	
DESDOBRAMENTO	BRMNPRA0NOR5	05/04/2010	06/04/2010	200	BRMNPRA0NOR5	
BONIFICACAO	BRMNPRA0NOR6	20/01/1995	20/01/1995	100	BRMNPRA0NOR6	
BONIFICACAO	BRMNPRA0NPR3	20/01/1995	20/01/1995	100	BRMNPRA0NPR3	
BONIFICACAO	BRMNPRA0NOR6	20/01/1995	20/01/1995	100	BRMNPRA0NOR6	
BONIFICACAO	BRMNPRA0NPR3	20/01/1995	20/01/1995	100	BRMNPRA0NPR3	

Fonte: (B3, 2021)

A cotação de uma ação nada mais é que a parte do valor de mercado de uma empresa. O valor de mercado de uma empresa pode ser obtido fazendo uma multiplicação entre a cotação da ação e a quantidade de cotas existentes no mercado. Veremos mais sobre esse tipo de dado na seção 5.

4.1.4 Estudo do INMETRO e seus dados

O Instituto Nacional de Metrologia, Qualidade e Tecnologia (INMETRO) é uma entidade do Ministério da Economia vinculada à Secretaria Especial de Produtividade, Emprego e Competitividade. Seu objetivo é fortalecer as empresas nacionais de maneira a aumentar sua produtividade por meio da adoção de mecanismos que visam melhorar a qualidade de produtos e serviços.

Nesse projeto, o INMETRO foi utilizado como fonte base dos dados meteorológicos, onde todas as informações sobre a temperatura

e a precipitação no território brasileiro foram obtidas. Essas informações foram utilizadas como meio de impacto na cotação das ações referentes aos dados utilizados pela B3. Veremos na seção 5 como que esses dados foram incorporados no projeto.

4.1.5 Estudo do Vector Autoregressive Model e sua relação com séries temporais

Seguindo o intuito do projeto, os dados discutidos anteriormente precisam ser analisados de forma a evidenciar uma relação onde uma variável tem influência na causa da outra. Nesse caso, temos quatro variáveis temporais que quando buscamos a relação de uma variável pelas outras três, nós podemos identificar uma equação linear que evidencia essa relação e como a mudança nos valores poderia impactar o valor obtido para a variável buscada.

Essa equação linear pode ser obtida utilizando o VAR (Vector Autoregressive Model). O VAR é um modelo que é utilizado com séries temporais multivariadas e define uma relação onde cada variável pode ser obtida por uma função linear que é composta por registros passados dela mesma e das outras variáveis [17].

Figura 4.3 Exemplo: VAR com Lag 1

$$\begin{aligned} Y_{1,t} &= \alpha_1 + \beta_{11,1} Y_{1,t-1} + \beta_{12,1} Y_{2,t-1} + \epsilon_{1,t} \\ Y_{2,t} &= \alpha_2 + \beta_{21,1} Y_{1,t-1} + \beta_{22,1} Y_{2,t-1} + \epsilon_{2,t} \end{aligned}$$

Fonte: (PRABHAKARAN, 2019) [18]

A ordem do VAR é uma característica do VAR, no qual define até qual tempo T passado a equação utilizará para definir o valor da variável no instante T = 0. Na figura 4.3, onde temos T - 1, podemos ver que as variáveis Y1 e Y2 têm relações com T - 1 de sua própria variável e da outra. Além disso, temos o Beta que é o coeficiente do respectivo Lag, o Alpha que é uma constante estimada pelo modelo e o Epsilon que é o erro da combinação linear dos lags.

No entanto, com o uso do modelo para obter essa equação dada uma estimativa de relação de uma ou mais variáveis temporais causando a outra, se faz necessário evidenciar com que exista uma

significância estatística nessa relação. Para se obter essa relação, se faz necessário rejeitar a hipótese nula. Para que seja possível rejeitar ou falhar na rejeição da hipótese nula, é preciso utilizar a Causalidade de Granger.

A Causalidade de Granger ajuda a prever se uma variável temporal ajuda a prever a outra, ou seja, se X causa Y dado os dados contidos em suas respectivas séries temporais. Para que isso seja possível, o Teste de Causalidade de Granger compara a regressão autorregressiva com a regressão irrestrita [19].

Além da necessidade desse teste para escolher um critério de informação que mensura a qualidade do modelo. Nesse projeto foi escolhido o AIC (Critério de Informação de Akaike).

O AIC é um critério que admite a existência de um modelo que descreve os dados que são desconhecidos e que escolhe o modelo avaliado que minimiza a divergência K-L (Kullback-Leibler). A divergência K-L é uma medida que visa quantificar a perda de informação quando uma distribuição de probabilidade é usada para aproximar outra. Quanto mais próximo de zero for, mais semelhante são as duas distribuições [20].

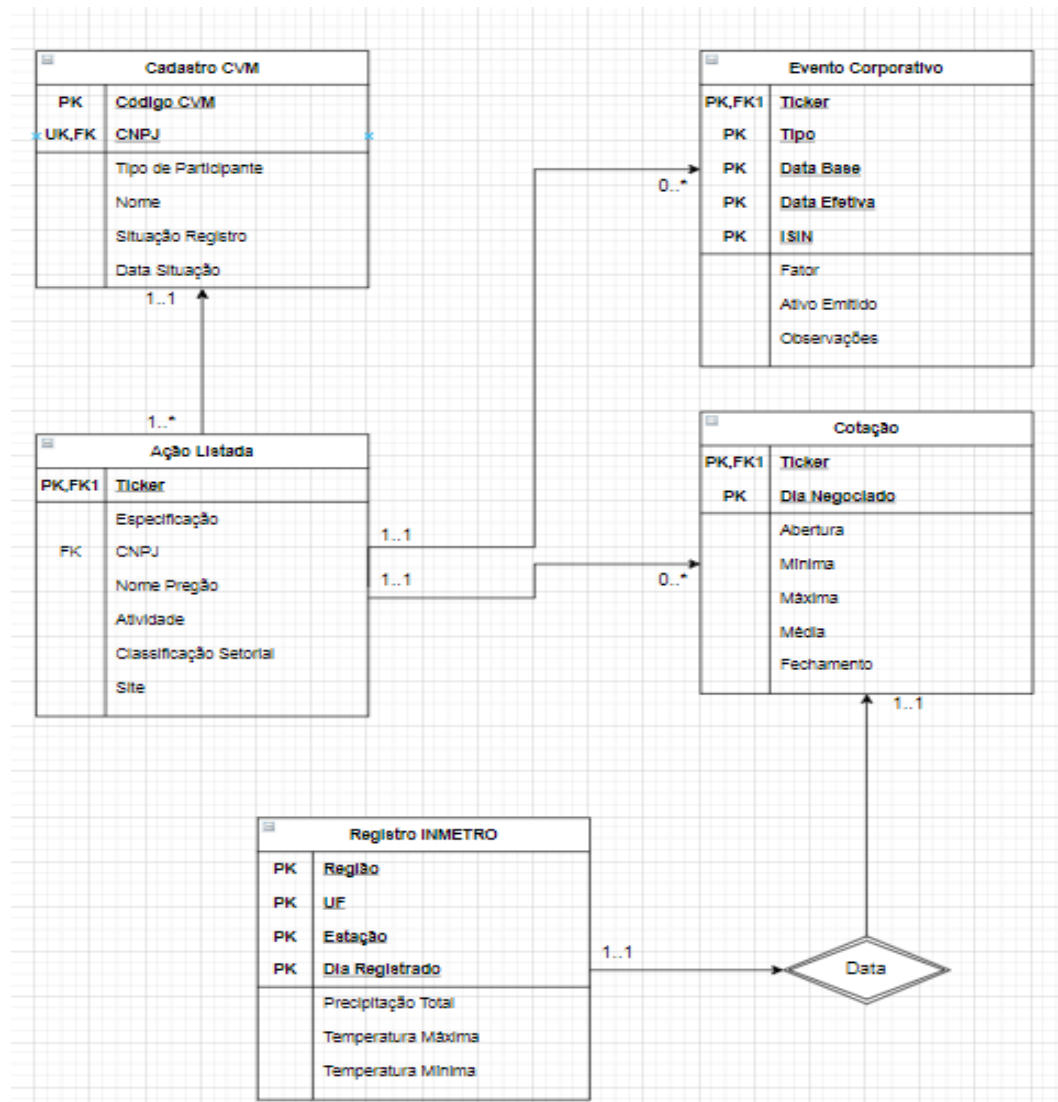
4.2 Implementação do Relatório

Como foi destacado anteriormente, um dos objetivos deste projeto foi a implementação de uma regressão que pudesse associar as séries temporais dos dados meteorológicos com os preços da B3. Essa seção tem como objetivo introduzir a arquitetura do código e suas implementações.

4.2.1 Estrutura do Banco de Dados PostgreSQL

Tendo em vista que os dados utilizados no projeto se encontravam em diversas fontes distintas e em diversas planilhas, foi preciso construir um banco de dados relacional. Esse banco de dados relacional demonstra a estruturação das entidades e seus relacionamentos do projeto. Os scripts de criação dessas tabelas podem ser encontrados no Apêndice B.

Figura 4.4 Modelo ER do Projeto



Fonte: O Autor

Ao observar a imagem 4.3, podemos notar que a modelagem de dados é bastante intuitiva. Nela temos as relações dos dados da B3, da CVM e do INMETRO. Segue abaixo uma breve explicação para cada uma das tabelas do projeto:

- Cadastro CVM:** Como vimos anteriormente, a CVM tem como objetivo a regulamentação do mercado de valores mobiliários brasileiro. Tendo isso em mente, toda a relação entre sistemas desse mercado é feita pelo Código CVM que se torna uma chave forte de relacionamento. Nos sistemas da B3, é preciso que esse código seja passado na requisição de HTTP para que seja

possível obter os dados referente a aquela empresa. Além disso, um registro da CVM também incorpora o CNPJ (Cadastro Nacional da Pessoa Jurídica) que se torna uma chave estrangeira da Ação Listada.

- **Evento Corporativo:** Essa tabela é responsável por guardar os eventos corporativos de uma dada ação listada para que seja possível fazer o ajuste ao longo do projeto. A sua relação com a Ação Listada é feita pelo Ticker (Nome criado pela B3 para identificar uma Ação).
- **Ação Listada:** Essa tabela é responsável por guardar as informações de uma ação listada, onde consta as informações da empresa que está sendo negociada. Algumas vezes existe a possibilidade de uma única empresa ter mais de uma ação, por isso tem o relacionamento demonstrado com o Cadastro CVM.
- **Cotação:** Essa tabela tem como objetivo salvar os preços diários de uma ação listada que foi negociada no sistema da B3. Com esse objetivo, ela se torna a série temporal de preços de uma dada ação ao longo do projeto.
- **Registro INMETRO:** Essa tabela tem como objetivo salvar os dados meteorológicos brasileiros ao longo do tempo. Tendo em vista esse objetivo, ela se torna a série temporal de temperatura e precipitação que foi utilizada ao longo do projeto. Sua relação com a cotação de uma ação é feita via data.

Além das tabelas e suas relações, podemos notar que cada tabela tem sua chave primária e, quando necessário, chave estrangeira. Isso foi feito para melhorar o desempenho das consultas tendo em vista a quantidade de dados salvos nesse banco de dados relacional.

4.2.2 Estrutura do código

O código deste projeto se encontra no formato de um Jupyter Notebook utilizando a linguagem Python. Seguindo o formato do Jupyter Notebook, o código é dividido em 5 partes: Configs, Cotação, INMETRO, Regressão e Resultados.

Na parte denominada como Configs é feita toda a configuração do código. Nela é possível ver as configurações de conexão com a base de dados, as bibliotecas importadas, o Lag escolhido para a regressão e o intervalo de dados coletado.

Figura 4.5 Configuração do Notebook

```
import sys
sys.path.insert(1, "C:/Users/tomas/Documents/GitHub/FinalProjectCS/src/Handler")

import DatabaseHandler as db
from datetime import datetime
import dateutil.parser
import json
from math import sqrt
import numpy as np
import pandas as pd

from statsmodels.tsa.api import VAR
```

```
configFilePath = "../Settings/config.json"
configFile = open(configFilePath)
configSettings = json.load(configFile)

database = db.DatabaseComponent(configSettings)

priceTable = "cotacao"
climateTable = "registro_inmetro"
corpActionTable = "evento_corporativo"

startDateRange = datetime(2015, 1, 2)
endDateRange = datetime(2019, 12, 31)

maxLag = 31

ngfsFactor = 0.03
```

Fonte: O Autor

Na parte denominada como Cotação, temos a consulta dos dados salvos na base dados referentes a B3 e seus ajustes. Ao consultar os dados referentes a cotação, é instanciado um Data Frame para que seja possível ter um objeto que guarde os dados referente a série temporal das cotações das empresas.

Após essa consolidação de informações em um único objeto, é exibido os gráficos dessas séries temporais por ticker antes do ajuste do evento corporativo. As exibições dos gráficos referentes às cotações se encontrarão na seção 5 do projeto. Essa exibição deixa bem claro a importância dos eventos corporativos, por se tornar necessário ajustar algumas séries temporais. Isso é feito ao chamar os dados referente aos eventos corporativos e ajustar as cotações dos tickers afetados.

Figura 4.6 Configuração do Data Frame de Cotações

```

In [3]: priceData = database.selectCommand("SELECT * FROM", priceTable, None, True)
priceDF = pd.DataFrame(priceData[1:], columns=priceData[0])

priceDF["dia_negociado"] = pd.to_datetime(priceDF["dia_negociado"])

priceDF.index = pd.DatetimeIndex(data=priceDF["dia_negociado"])
availableTickers = np.sort(priceDF["ticker"].unique(), axis=None)

In [4]: def plotUniqueTickers(df):
    for uniqueTicker in availableTickers:
        uniqueTickerPriceDF = df.loc[df["ticker"] == uniqueTicker]
        uniqueTickerPriceDF.plot(use_index=True, y="media", title=("%s Preço Médio (R$)" % uniqueTicker))

In [5]: plotUniqueTickers(priceDF)

```

Fonte: O Autor

Figura 4.7 Iteração referente ao ajuste por Evento Corporativo

```

In [6]: corpActionCondition = "WHERE data_base >= '2015-01-02' AND data_base <= '2020-01-02'"

corpActionData = database.selectCommand("SELECT * FROM", corpActionTable, corpActionCondition, True)
corpActionDF = pd.DataFrame(corpActionData[1:], columns=corpActionData[0])

for index, row in corpActionDF.iterrows():
    dataEfetiva = datetime(row["data_efetiva"].year, row["data_efetiva"].month, row["data_efetiva"].day)

    if row["tipo"] == "GRUPAMENTO":
        # Ajuste antes do agrupamento!

        priceDF.loc[(priceDF["ticker"] == row["ticker"]) &
                     (priceDF["dia_negociado"].between(startDateRange, dataEfetiva)),
                     ["abertura", "minima", "maxima", "media", "fechamento"]] /= row["fator"]

    elif row["tipo"] == "DESDOBRAMENTO":
        # Ajuste após o desdobramento!

        priceDF.loc[(priceDF["ticker"] == row["ticker"]) &
                     (priceDF["dia_negociado"].between(dataEfetiva, endDateRange)),
                     ["abertura", "minima", "maxima", "media", "fechamento"]] *= 1 + (row["fator"] // 100)

plotUniqueTickers(priceDF)

priceDF.drop(columns=["dia_negociado"], inplace=True)

```

Fonte: O Autor

Na parte denominada como INMETRO, temos a consulta dos dados salvos na base dados referentes ao INMETRO. Ao consultar esses dados, é feita a instanciação de um Data Frame para que seja possível ter um objeto que guarde os dados referente a série temporal do INMETRO. A consulta dos dados é feita pelo agrupamento do dia registrado com as médias de precipitação, temperatura máxima e temperatura mínima e uma condicional fazendo o filtro de dados incoerentes.

Figura 4.8 Data Frame dos dados do INMETRO**INMETRO**

Criação dos DataFrames de INMETRO

```
In [7]: climateData = database.selectCommand(
        "SELECT DIA_REGISTRADO, AVG(PRECIPITACAO_TOTAL) as PRECIPITACAO_TOTAL, AVG(TEMPERATURA_MAXIMA) as TEMPERATURA_MAXIMA, AVG(TEMPERATURA_MINIMA) as TEMPERATURA_MINIMA,
        climateTable,
        \"WHERE PRECIPITACAO_TOTAL > 0 AND TEMPERATURA_MAXIMA > -3 AND TEMPERATURA_MINIMA > -3 GROUP BY DIA_REGISTRADO ORDER BY DIA_REGISTRADO\"
        True)
climateDF = pd.DataFrame(climateData[1:], columns=climateData[0])

climateDF["dia_registrado"] = pd.to_datetime(climateDF["dia_registrado"])
climateDF.index = pd.DatetimeIndex(data=climateDF["dia_registrado"])

In [8]: climateDF.plot(use_index=True, y="precipitacao_total", title="[Média BR] - Precipitação Total")
climateDF.plot(use_index=True, y="temperatura_maxima", title="[Média BR] - Temperatura Máxima")
climateDF.plot(use_index=True, y="temperatura_minima", title="[Média BR] - Temperatura Mínima")
```

Fonte: O Autor

Na parte denominada como Regressão, é feita uma agregação para cada ticker utilizando como base um Left Join do Data Frame do INMETRO filtrado por um intervalo de datas, seja da configuração ou pelas datas limitantes do ticker, com o Data Frame de cotação do ticker da vez. Após esse ajuste, é feita uma limpeza nos NaN obtidos pelo merge para que não haja erros durante o processo da regressão.

A geração do vetor de Data Frames agregados faz com que seja possível ter uma regressão por ticker para que então possa ser calculado a volatilidade de cada ticker. Com esse vetor, será possível fazer a regressão que foi descrita na seção 4.1.5.

Figura 4.9 Vetor de Data Frames agregados

```
In [9]: mergedInfoB3xINMETRO = []

for uniqueTicker in availableTickers:
    tickerDF = priceDF.loc[priceDF["ticker"] == uniqueTicker].copy()
    intervaloInferior = datetime(tickerDF.index[0].year, tickerDF.index[0].month, tickerDF.index[0].day)

    partialClimateDF = climateDF.loc[climateDF["dia_registrado"].between(intervaloInferior, endDateRange)]

    mergedInfo = pd.merge(partialClimateDF, tickerDF, left_index=True, right_index=True, how='left')
    mergedInfo.index = pd.DatetimeIndex(mergedInfo.index).to_period('D')

    mergedInfo['ticker'].fillna(method='ffill', inplace=True)
    mergedInfo['media'].fillna(method='ffill', inplace=True)

    mergedInfo.drop(["dia_registrado", "abertura", "minima", "maxima", "fechamento"], axis=1, inplace=True)

    mergedInfoB3xINMETRO.append(mergedInfo)
```

Fonte: O Autor

Figura 4.10 Regressão de um dado Data Frame

```

def adjustNegativeNumbers(number):
    if number < 0:
        return 0
    return number

def applyVARMethod(df):
    dfCopy = df.copy()

    model = VAR(dfCopy)
    if maxLag > df.shape[0]:
        selectedLag = model.select_order(maxlags=df.shape[0])
    else:
        selectedLag = model.select_order(maxlags=maxLag)

    aicEstimator = selectedLag.selected_orders["aic"]
    result = model.fit(maxlags=aicEstimator, ic="aic")

    return result

def forecast(df):
    dfCopy = df.copy()
    fittedModel = applyVARMethod(df)

    causality = fittedModel.test_causality('media', ["precipitacao_total", "temperatura_maxima", "temperatura_minima"], kind='f')
    if(causality.conclusion == "fail to reject"):
        return None

    print(fittedModel.summary())

    lagOrder = fittedModel.k_ar

    forecastedResults = fittedModel.forecast(y=df.values[-lagOrder:], steps=lagOrder)
    dfForecast = pd.DataFrame(forecastedResults, index=df.index[-lagOrder:], columns=dfCopy.columns + '_1d')
    dfForecast["media_1d"] = dfForecast["media_1d"].apply(adjustNegativeNumbers)

    dfCopy["media"].update(dfForecast["media_1d"])

    return dfCopy

```

Fonte: O Autor

Figura 4.11 Cálculo do Retorno

```

def dailyReturn(df):
    df["retorno"] = 0

    for i in range(1, len(df.index)):
        previousIndex = df.index[i-1]
        index = df.index[i]
        daily = (df.loc[index]["media"] - df.loc[previousIndex]["media"]) / df.loc[previousIndex]["media"]
        df.loc[index, "retorno"] = daily

    return

```

Fonte: O Autor

Figura 4.12 Acurácia da Regressão

```
def forecastAccuracy(forecast, actual):
    mape = np.mean(np.abs(forecast - actual)/np.abs(actual))
    me = np.mean(forecast - actual)
    mae = np.mean(np.abs(forecast - actual))
    mpe = np.mean((forecast - actual)/actual)
    rmse = np.mean((forecast - actual)**2)**.5
    corr = np.corrcoef(forecast, actual)[0,1]
    mins = np.amin(np.hstack([forecast[:,None],
                              actual[:,None]]), axis=1)
    maxs = np.amax(np.hstack([forecast[:,None],
                              actual[:,None]]), axis=1)
    minmax = 1 - np.mean(mins/maxs)

    return({'mape':mape, 'me':me, 'mae': mae,
            'mpe': mpe, 'rmse':rmse, 'corr':corr, 'minmax':minmax})
```

Fonte: O Autor

Na parte denominada como Resultados, é feita a chamada das funções de regressão. Caso a chamada não retorne None, quer dizer que a regressão passou no Teste de Causalidade de Granger e foi possível fazer uma equação da variável preço com base nas demais variáveis, dessa maneira calculando a volatilidade daquele ticker e exibindo o gráfico Dados Originais x Dados da Regressão.

Figura 4.13 Obtenção dos Resultados

```
for info in mergedInfoB3xINMETRO:
    ticker = info["ticker"][0]
    info = info.drop("ticker", axis=1)
    dfForecast = forecast(info)

    if dfForecast is None:
        print("%s - Null Hypothesis foi aceita!" % ticker)
    else:
        print("%s - Null Hypothesis foi rejeitada!" % ticker)

        dfAdjustedForecast = dfForecast.copy()

        if ticker == "JBSS3":
            jboss(dfAdjustedForecast)
        elif ticker == "JOPA4":
            jopa4(dfAdjustedForecast)

        dailyReturn(dfForecast)
        dailyReturn(info)
        dailyReturn(dfAdjustedForecast)

        fcSTD = dfForecast["retorno"].std() * sqrt(252)
        originalSTD = info["retorno"].std() * sqrt(252)
        adjustedForecastSTD = dfAdjustedForecast["retorno"].std() * sqrt(252)

        dfForecast.plot(use_index=True, y="media", title=("[FORECAST] - %s Preço Médio (R$)" % ticker))
        info.plot(use_index=True, y="media", title=("[ORIGINAL] - %s Preço Médio (R$)" % ticker))

        dfForecast.plot(use_index=True, y="retorno", title=("[FORECAST] - %s Retorno Diário (R$)" % ticker))
        info.plot(use_index=True, y="retorno", title=("[ORIGINAL] - %s Retorno Diário (R$)" % ticker))

        accuracyStatus = forecastAccuracy(dfForecast[-maxLag:], info[-maxLag:].values)
        for key, value in accuracyStatus.items():
            print("%s : %.8f" % (key, value))

        print("Original Standard Deviation (Annual): %.8f%%" % (originalSTD * 100))
        print("Forecast Standard Deviation (Annual): %.8f%%" % (fcSTD * 100))
        print("Adjusted Forecast Standard Deviation (Annual): %.8f%%" % (adjustedForecastSTD * 100))

print()
```

Fonte: O Autor

5 Simulações

Nesta seção será abordado os ajustes necessários e seus resultados. Seguindo o objetivo deste trabalho, essa parte conterá os resultados obtidos para a métrica de risco de um conjunto de empresas dado a sua relação com os dados do INMETRO.

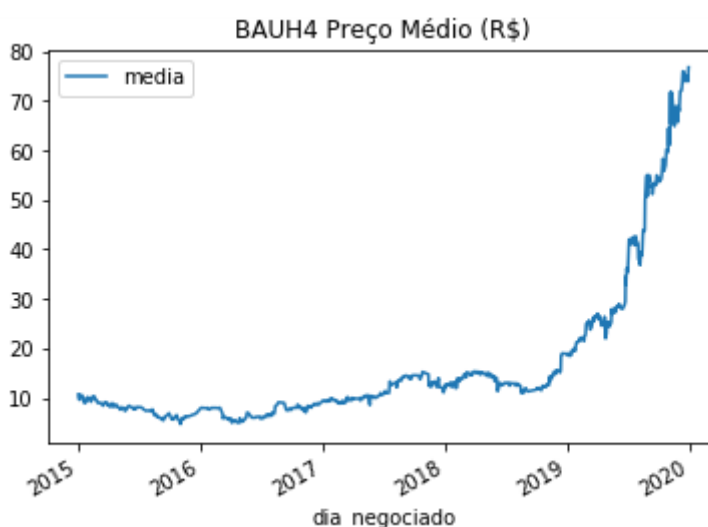
O período escolhido para as ações do setor de Alimentos Processados e Carnes & Derivativo foi de 01/01/2015 até 31/12/2019. Não foi possível fazer uma simulação com as ações que não tiveram negociação durante esse período, logo eles não tiveram seu risco avaliado. Essas ações são: BAUH3, BEEF11, FOMS3, JMCD, MNPR4 e ODER3.

5.1 Ajuste por Evento Corporativo

5.1.1 Dados pré-ajustados

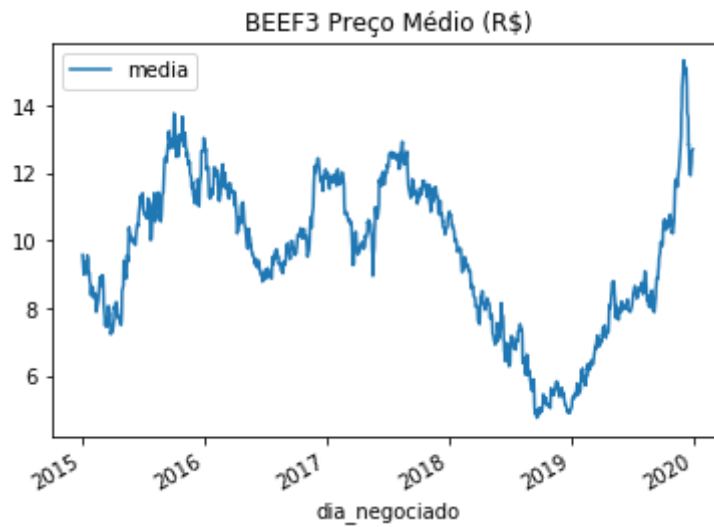
Durante o projeto, vimos a importância dos eventos corporativos na exibição e manipulação dos dados durante o processo de ajuste das séries temporais de cada ticker. Nas imagens a seguir é apresentado as cotações obtidas pela B3 antes do ajuste do evento corporativo, caso exista.

Figura 5.1 Preço médio da ação BAUH4 durante o período selecionado



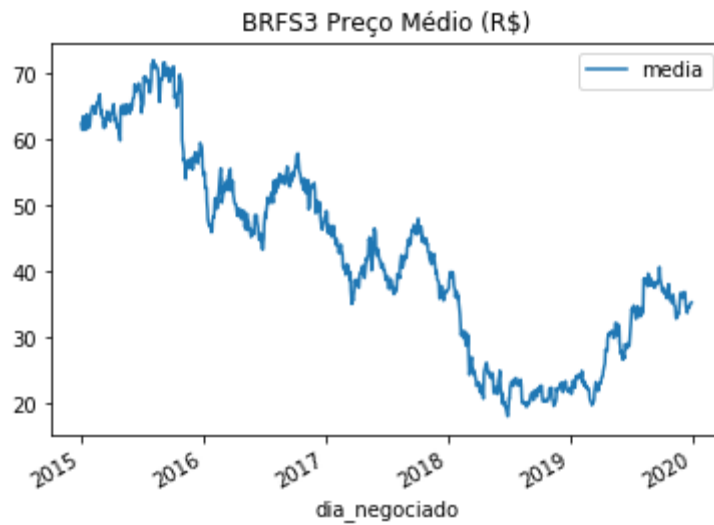
Fonte: O Autor

Figura 5.2 Preço médio da ação BEEF3 durante o período selecionado



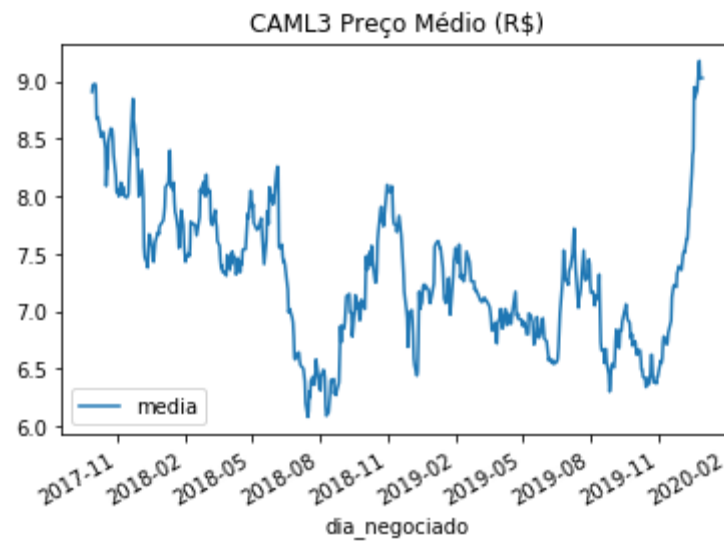
Fonte: O Autor

Figura 5.3 Preço médio da ação BRFS3 durante o período selecionado



Fonte: O Autor

Figura 5.4 Preço médio da ação CAML3 durante o período selecionado.



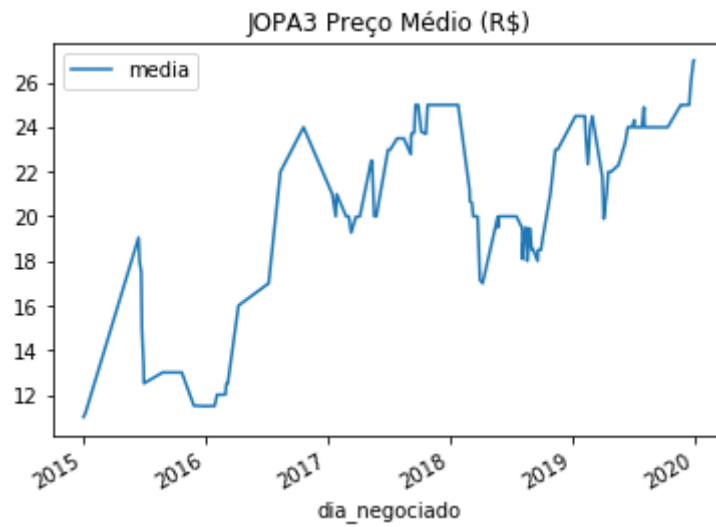
Fonte: O Autor

Figura 5.5 Preço médio da ação JBSS3 durante o período selecionado.



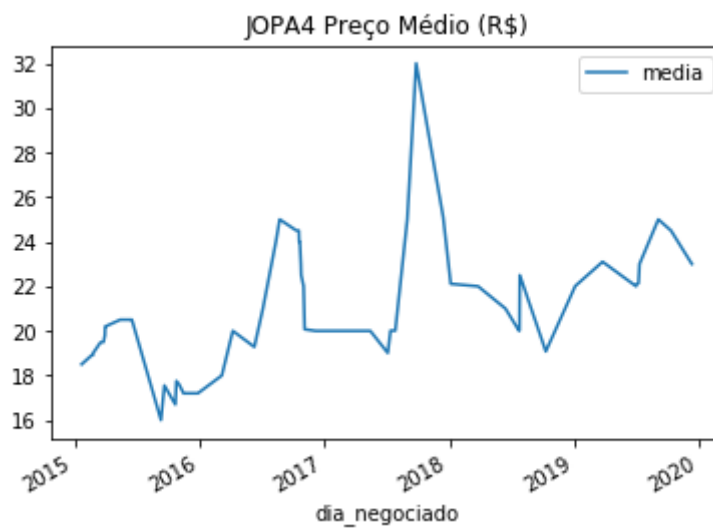
Fonte: O Autor

Figura 5.6 Preço médio da ação JOPA3 durante o período selecionado.



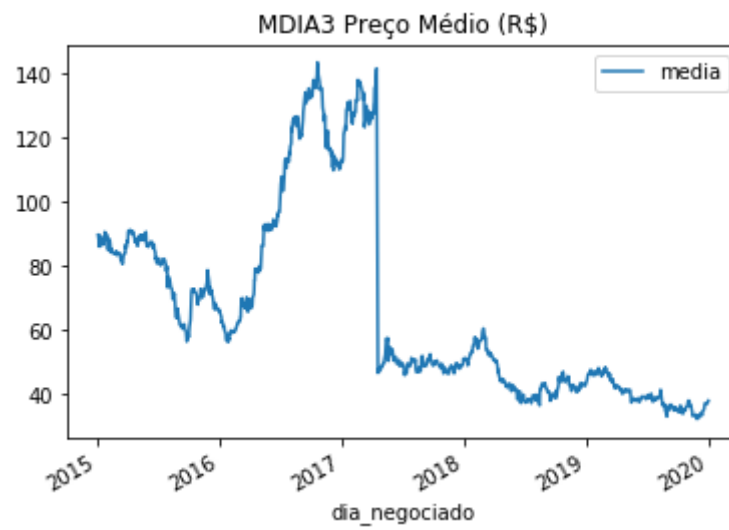
Fonte: O Autor

Figura 5.7 Preço médio da ação JOPA4 durante o período selecionado.



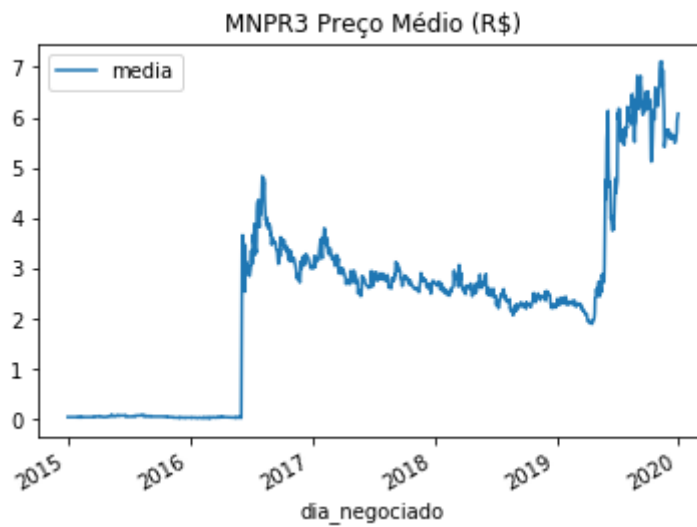
Fonte: O Autor

Figura 5.8 Preço médio da ação MDIA3 durante o período selecionado.



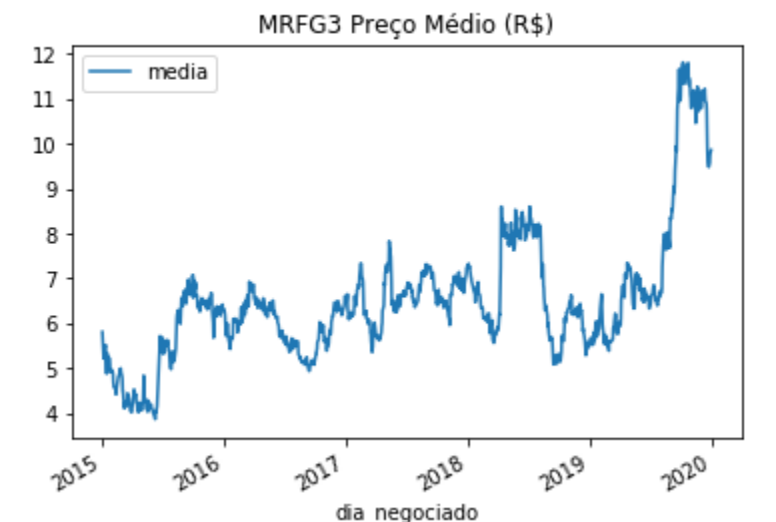
Fonte: O Autor

Figura 5.9 Preço médio da ação MNPR3 durante o período selecionado.



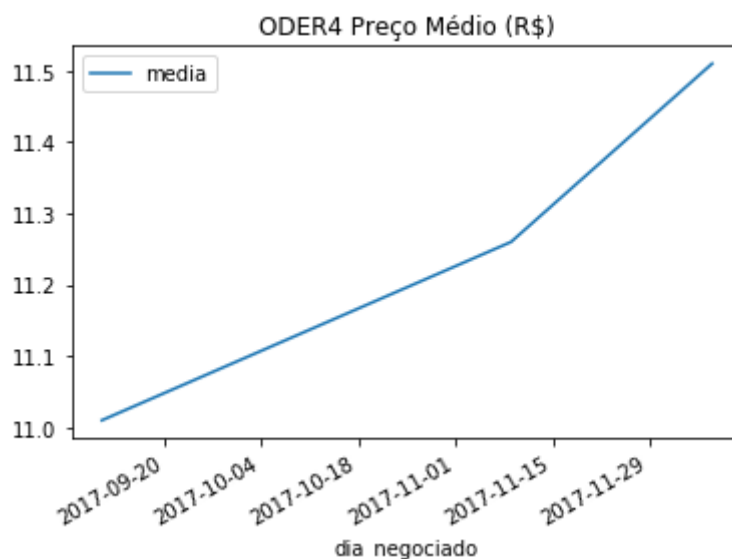
Fonte: O Autor

Figura 5.10 Preço médio da ação MRFG3 durante o período selecionado.



Fonte: O Autor

Figura 5.11 Preço médio da ação ODER4 durante o período selecionado



Fonte: O Autor

5.1.2 Eventos corporativos durante o período

Pegando como base o período selecionado para as simulações, foi possível encontrar dois eventos corporativos que influenciavam as séries temporais. Esses eventos corporativos são: um agrupamento da MNPR3 e um desdobramento da MDIA3.

Como podemos ver, os dados a partir do campo da data efetiva

são influenciados pelo campo fator. Será exibido o ajuste dessas séries temporais no próximo tópico.

Figura 5.12 Data Frame contendo os dados referente aos eventos corporativos.

```

  ticker      tipo  data_base data_efetiva      isin  fator
0  MNPR3  GRUPAMENTO  2016-06-03  2016-06-03  BRMNPRACNOR5  0.01
1  MDIA3  DESDOBRAMENTO  2017-04-13  2017-04-17  BRMDIAACNOR7  200.00

ativo_emitido observacoes
0  BRMNPRACNOR5
1  BRMDIAACNOR7

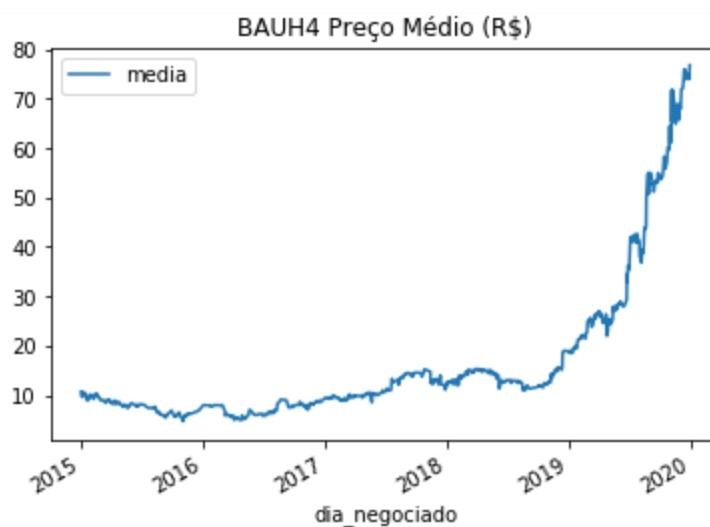
```

Fonte: O Autor

5.1.3 Dados ajustados pelos eventos corporativos

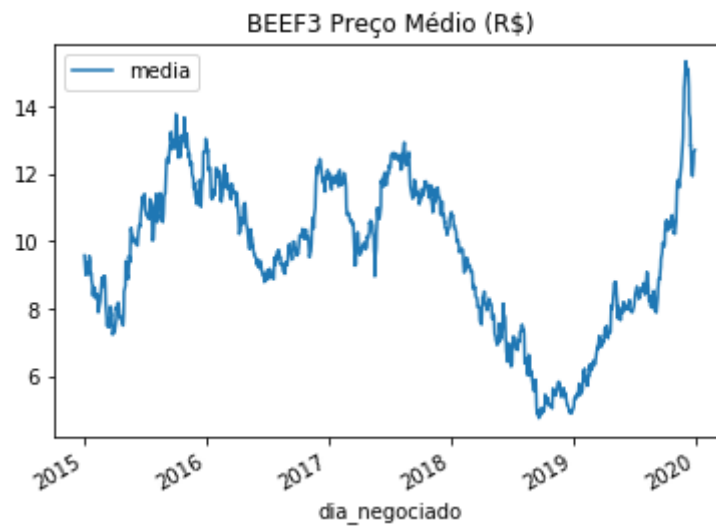
Durante o processo obtido nos tópicos 5.1.1 e 5.1.2, foi possível identificar que duas séries temporais encontrariam grandes problemas na manipulação dos dados, pois o fator do evento corporativo foi bastante agressivo. Nos tickers MNPR3 e MDIA3, será possível fazer um comparativo entre as imagens 5.8 x 5.20 e 5.9 x 5.21. As demais séries ficaram intactas.

Figura 5.13 Preço médio ajustado da ação BAUH4 durante o período selecionado.



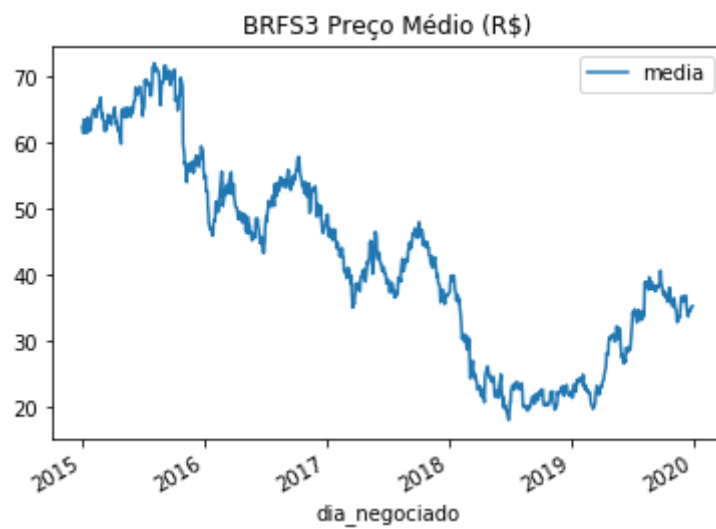
Fonte: O Autor

Figura 5.14 Preço médio ajustado da ação BEEF3 durante o período selecionado.



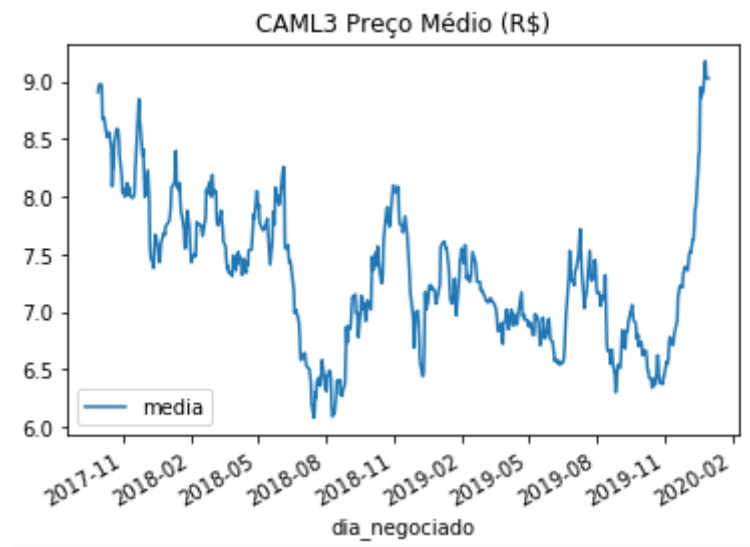
Fonte: O Autor

Figura 5.15 Preço médio ajustado da ação BRFS3 durante o período selecionado.



Fonte: O Autor

Figura 5.16 Preço médio ajustado da ação CAML3 durante o período selecionado.



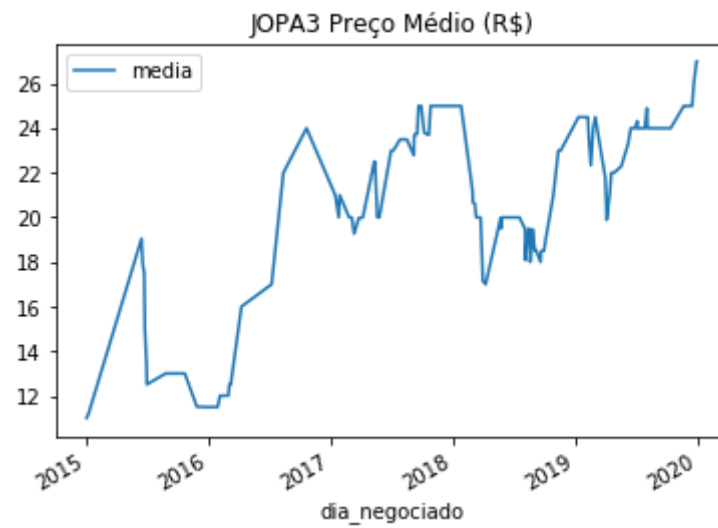
Fonte: O Autor

Figura 5.17 Preço médio ajustado da ação JBSS3 durante o período selecionado.



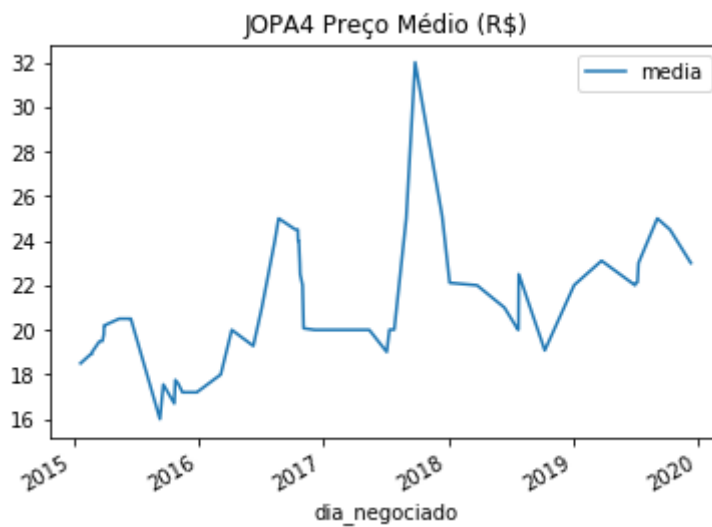
Fonte: O Autor

Figura 5.18 Preço médio ajustado da ação JOPA3 durante o período selecionado.



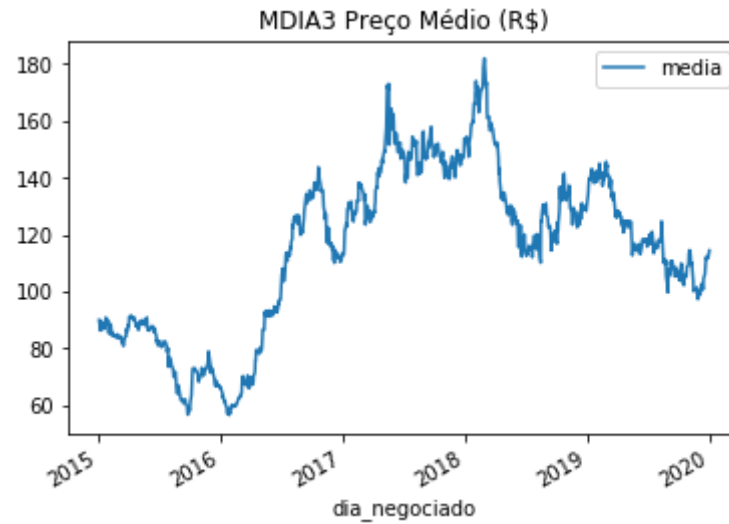
Fonte: O Autor

Figura 5.19 Preço médio ajustado da ação JOPA4 durante o período selecionado.



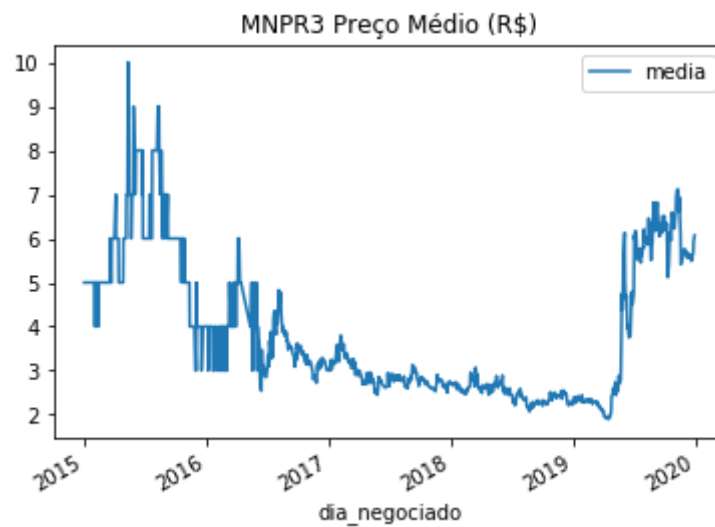
Fonte: O Autor

Figura 5.20 Preço médio ajustado da ação MDIA3 durante o período selecionado.



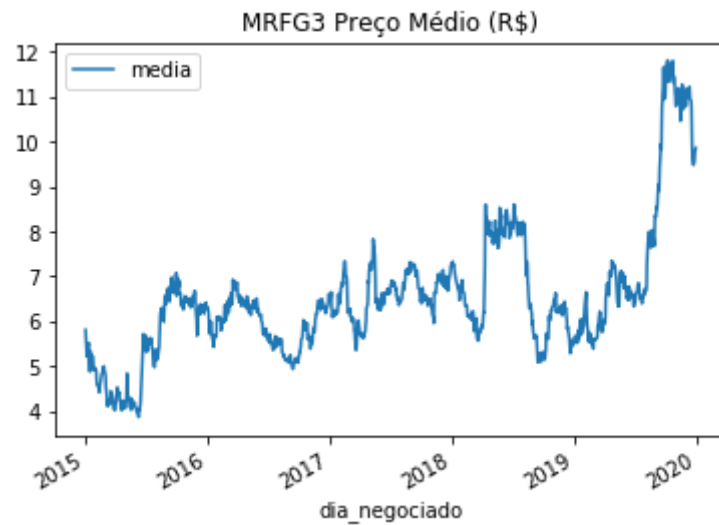
Fonte: O Autor

Figura 5.21 Preço médio ajustado da ação MNPR3 durante o período selecionado.



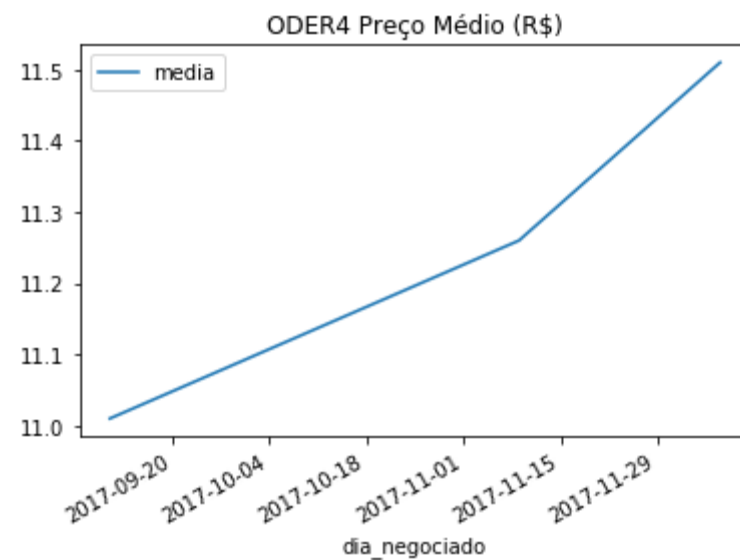
Fonte: O Autor

Figura 5.22 Preço médio ajustado da ação MRFG3 durante o período selecionado.



Fonte: O Autor

Figura 5.23 Preço médio ajustado da ação ODER4 durante o período selecionado.

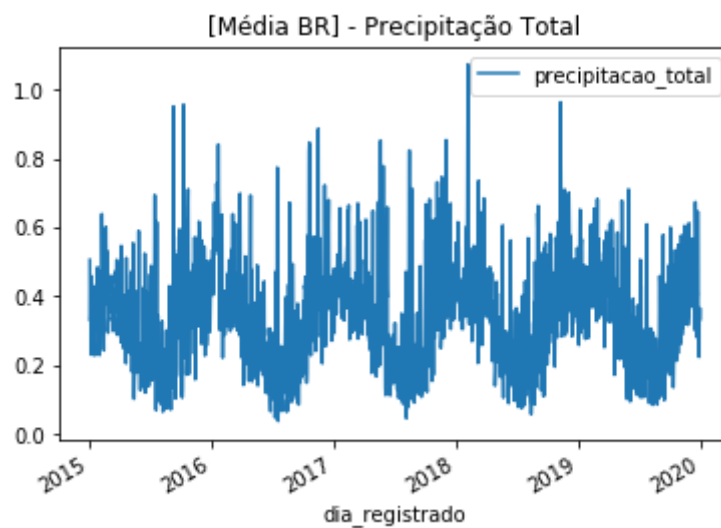


Fonte: O Autor

5.2 Visualização dos dados do INMETRO

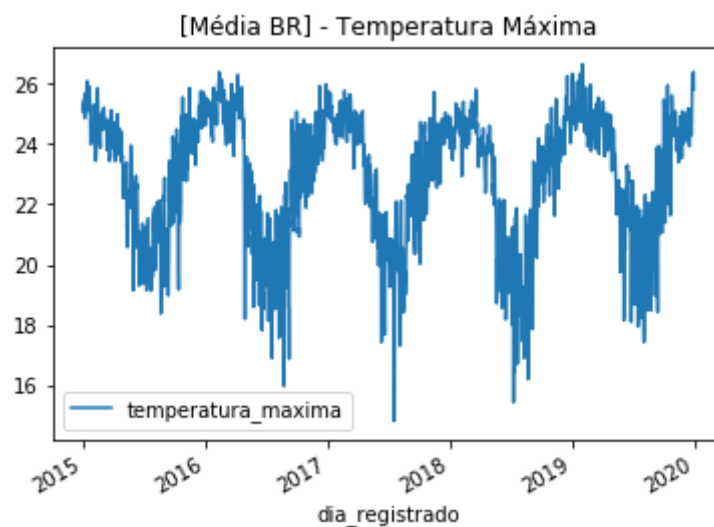
O projeto fez o uso de dados referentes ao intervalo de tempo de 2015 a 2019. Com base nesse intervalo de tempo, foi coletado os dados meteorológicos do INMETRO e a visualização dos mesmos segue o que foi exposto no tópico 4.2, Estrutura do código.

Figura 5.24 Precipitação total média no território brasileiro.



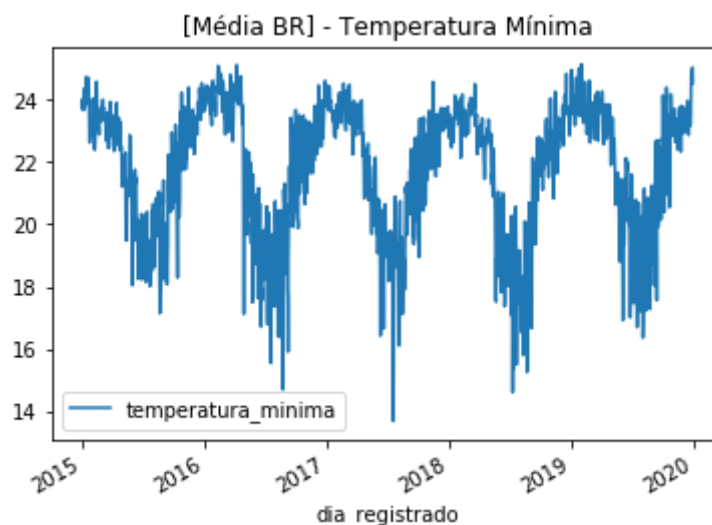
Fonte: O Autor

Figura 5.25 Temperatura máxima média no território brasileiro.



Fonte: O Autor

Figura 5.26 Temperatura mínima média no território brasileiro.



Fonte: O Autor

5.3 Simulação Regressão - Ação BAUH4

A simulação do ticker BAUH4, Excelsior Alimentos SA Preference Shares, não foi avaliada. A relação da variável temporal referente ao preço não rejeitou a hipótese nula ao fazer o Teste de Causalidade de Granger. Portanto, não foi feita a comparação da volatilidade da regressão com a volatilidade original do período selecionado.

5.4 Simulação Regressão - Ação BEEF3

A simulação do ticker BEEF3, Minerva Foods, não foi avaliada. A relação da variável temporal referente ao preço não rejeitou a hipótese nula ao fazer o Teste de Causalidade de Granger. Portanto, não foi feita a comparação da volatilidade da regressão com a volatilidade original do período selecionado.

5.5 Simulação Regressão - Ação BRFS3

A simulação do ticker BRFS3, BRF, não foi avaliada. A relação da variável temporal referente ao preço não rejeitou a hipótese nula ao fazer o Teste de Causalidade de Granger. Portanto, não foi feita a comparação da volatilidade da regressão com a volatilidade original do período selecionado.

5.6 Simulação Regressão - Ação CAML3

A simulação do ticker CAML3, Camil Alimentos, não foi avaliada. A relação da variável temporal referente ao preço não rejeitou a hipótese nula ao fazer o Teste de Causalidade de Granger. Portanto, não foi feita a comparação da volatilidade da regressão com a volatilidade original do período selecionado.

5.7 Simulação Regressão - Ação JBSS3

A simulação do ticker JBSS3, JBS S.A, foi avaliada. O Teste de Causalidade de Granger conseguiu afirmar que a variável temporal referente a cotação foi causada pelas variáveis temporais referentes a precipitação total, temperatura máxima e temperatura mínima.

Esse teste rejeitou a hipótese nula e evidenciou uma significância estatística no processo de regressão dessa série temporal multivariada. A equação obtida pela regressão está destacada na imagem 5.27. Essa equação foi obtida utilizando o P-Value < 0.05.

Figura 5.27 Equação para o Preço Médio JBSS3

$$Pmed = (1.103307 * Pmed_{t-1}) + (-0.179214 * Pmed_{t-2}) + (-0.298930 * PRtotal_{t-6}) + (-0.152306 * PRtotal_{t-8})$$

Figura 5.28 Ajuste NGFS (JBSS3)

```
def jbss(df):
    for i in range(9, len(df.index)):
        precipitacaoT6 = (-0.298930 * df.loc[df.index[i-6]]["precipitacao_total"])
        precipitacaoT8 = (-0.152306 * df.loc[df.index[i-8]]["precipitacao_total"])

        df.loc[df.index[i], "media"] += (precipitacaoT6 + precipitacaoT8) * ngfsFactor

    return
```

Fonte: O Autor

Ao analisar essa equação, podemos ver que o preço médio de JBSS3 tem influência da precipitação total (PRtotal). Portanto, variações nas precipitações podem causar flutuação na cotação de JBSS3. Essa equação possibilita que cenários propostos pelo NGFS possam ser aplicados e mensurados como risco ao investidor pessoa física.

No entanto, se o P-Value utilizado fosse 0.06, teríamos coeficiente de temperatura máxima e temperatura mínima para o Lag 7. Com isso,

os valores das temperaturas também impactam a cotação de JBSS3.

A volatilidade anual calculada para JBSS3 foi de aproximadamente 35.91%. No entanto, ao aplicarmos um cenário de 3% de aumento seguindo o cenário mais radical do NGFS, encontramos um aumento de 0.02% na volatilidade anual com os dados utilizados.

Figura 5.29 Acurácia do VAR para JBSS3

```
JBSS3 - Null Hypothesis foi rejeitada!
mape : 0.00222163
me : -0.05054573
mae : 0.05858074
mpe : -0.00191330
rmse : 0.12821983
corr : 0.99196769
minmax : 0.00222125
```

Fonte: O Autor

5.8 Simulação Regressão - Ação JOPA3

A simulação do ticker JOPA3, Josapar Joaquim Oliveira SA Participações, não foi avaliada. A relação da variável temporal referente ao preço não rejeitou a hipótese nula ao fazer o Teste de Causalidade de Granger. Portanto, não foi feita a comparação da volatilidade da regressão com a volatilidade original do período selecionado.

5.9 Simulação Regressão - Ação JOPA4

A simulação do ticker JOPA4, Josapar PN, foi avaliada. O Teste de Causalidade de Granger conseguiu afirmar que a variável temporal referente a cotação foi causada pelas variáveis temporais referentes a precipitação total, temperatura máxima e temperatura mínima.

Esse teste rejeitou a hipótese nula e evidenciou uma significância estatística no processo de regressão dessa série temporal multivariada. A equação obtida pela regressão está destacada na imagem 5.30. Essa equação foi obtida utilizando o P-Value < 0.05.

Figura 5.28 Equação para o Preço Médio de JOPA4.

$$P_{med} = (0.993466 * P_{med_{t-1}}) + (-0.235658 * PR_{total_{t-2}}) + (-0.290775 * T_{max_{t-3}}) + (0.301190 * T_{min_{t-3}}) + (0.317165 * T_{max_{t-4}}) + (-0.331007 * T_{min_{t-4}}) + (0.234441 * PR_{total_{t-10}}) + (0.202771 * T_{max_{t-10}}) + (-0.231669 * T_{min_{t-10}})$$

Figura 5.31 Ajuste NGFS (JOPA4)

```
def jopa4(df):
    for i in range(11, len(df.index)):
        precipitacaoT2 = (-0.235658 * df.loc[df.index[i-2]]["precipitacao_total"])
        tempMaxT3 = (-0.290775 * df.loc[df.index[i-3]]["temperatura_maxima"])
        tempMinT3 = (0.301190 * df.loc[df.index[i-3]]["temperatura_minima"])
        tempMaxT4 = (0.317165 * df.loc[df.index[i-4]]["temperatura_maxima"])
        tempMinT4 = (-0.331007 * df.loc[df.index[i-4]]["temperatura_minima"])
        precipitacaoT10 = (0.234441 * df.loc[df.index[i-10]]["precipitacao_total"])
        tempMaxT10 = (0.202771 * df.loc[df.index[i-10]]["temperatura_maxima"])
        tempMinT10 = (-0.231669 * df.loc[df.index[i-10]]["temperatura_minima"])

        df.loc[df.index[i], "media"] += (precipitacaoT2 + tempMaxT3 + tempMinT3 +
                                         tempMaxT4 + tempMinT4 + precipitacaoT10 + tempMaxT10 +
                                         tempMinT10
                                         ) * ngfsFactor

    return
```

Fonte: O Autor

Ao analisar essa equação, podemos ver que o preço médio de JOPA4 tem influência da precipitação total (PRtotal), temperatura máxima (Tmax) e temperatura mínima (Tmin). Portanto, variações nesses valores podem causar flutuação na cotação de JOPA4. Essa equação possibilita que cenários propostos pelo NGFS possam ser aplicados e mensurados como risco ao investidor pessoa física.

A volatilidade anual calculada para JOPA4 foi de aproximadamente 24.08%. No entanto, ao aplicarmos um cenário de 3% de aumento seguindo o cenário mais radical do NGFS, encontramos um aumento de 0.04% na volatilidade anual com os dados utilizados.

Figura 5.32 Acurácia do VAR para JOPA4

```
JOPA4 - Null Hypothesis foi rejeitada!
mape : 0.00127780
me : 0.02631010
mae : 0.02938929
mpe : 0.00114392
rmse : 0.05967448
corr : 0.99728978
minmax : 0.00127121
```

Fonte: O Autor

5.10 Simulação Regressão - Ação MDIA3

A simulação do ticker MDIA3, M. Dias Branco S.A. Indústria e Comércio de Alimentos, não foi avaliada. A relação da variável temporal referente ao preço não rejeitou a hipótese nula ao fazer o Teste de Causalidade de Granger. Portanto, não foi feita a comparação da volatilidade da regressão com a volatilidade original do período selecionado.

5.11 Simulação Regressão - Ação MNPR3

A simulação do ticker MNPR3, Minupar Participações S/A, não foi avaliada. A relação da variável temporal referente ao preço não rejeitou a hipótese nula ao fazer o Teste de Causalidade de Granger. Portanto, não foi feita a comparação da volatilidade da regressão com a volatilidade original do período selecionado.

5.12 Simulação Regressão - Ação MRFG3

A simulação do ticker MRFG3, Marfrig Global Foods, não foi avaliada. A relação da variável temporal referente ao preço não rejeitou a hipótese nula ao fazer o Teste de Causalidade de Granger. Portanto, não foi feita a comparação da volatilidade da regressão com a volatilidade original do período selecionado.

5.13 Simulação Regressão - Ação ODER4

A simulação do ticker ODER4, Oderich SA, não foi avaliada. A relação da variável temporal referente ao preço não rejeitou a hipótese nula ao fazer o Teste de Causalidade de Granger. Portanto, não foi feita a comparação da volatilidade da regressão com a volatilidade original do período selecionado.

6 Considerações Finais

6.1 Conclusão

Esse projeto se propôs, como objetivo geral, a realizar um estudo da relação dos dados meteorológicos do INMETRO com os dados da B3 referente às cotações do setor de Alimentos Processados e Carnes & Derivativos. A coleta foi feita com base num período pré-selecionado de 5 anos onde foram aplicados alguns ajustes ao longo do projeto.

O Web Crawler, embora não fosse o ideal, foi utilizado para a obtenção de dados que podem vir a ser trocados por APIs terceiras para um maior universo. O PostgreSQL se encontrou bastante eficaz na parte de CRUD do projeto, pois os dados se encontravam em pastas compactadas do INMETRO ou planilhas da B3. No caso do Jupyter Notebook, foi possível fazer um código que fosse direto ao ponto e aplicasse todo o objetivo proposto.

Apesar do resultado, podemos ter uma pequena noção da relação entre essas variáveis e como elas podem impactar a carteira de investimento do investidor pessoa física. Embora grande parte das ações não tenham conseguido passar no Teste de Causalidade de Granger, a próxima seção irá dar uma sugestão de como tentar reverter isso.

Quanto às ações que conseguiram passar no Teste de Causalidade de Granger, podemos ver que ambas teriam impacto direto quanto a essas variáveis. A maior produtora de carne do Brasil, JBSS3, passou no teste e mostrou uma exposição à precipitação total do país. Já uma outra empresa que exporta produtos para mais de 40 países, a JOPA4, tem uma exposição a todas as variáveis testadas e em diferentes Lags.

A próxima seção irá abordar possíveis continuações desse trabalho e sugestões para que esse tipo de métrica de risco possa ser incorporado ao controle de risco do investidor pessoa física e que o mesmo tenha uma maior noção do impacto que o clima tem na sua vida financeira.

6.2 Próximos Passos

Em relação a trabalhos futuros, este projeto possui algumas possibilidades. Segue abaixo as principais:

- **Inclusão de outras Indústrias como a do setor Elétrico:** Além do setor de alimentos processados, diversas outras indústrias são afetadas pela variação das variáveis meteorológicas usadas. Uma delas é o setor de energia elétrica, que tem grande influência pela precipitação do país, uma vez que a maior parte da geração é feita por hidrelétricas.
- **Inclusão de fontes de dados online:** Por esse projeto ter grande relação com o mercado financeiro, um acesso a dados mais dinâmicos pode vir a ser interessante para ter uma visão atualizada e com um universo de dados maior. Nesse caso, poderia ser incluído pacotes de dados contratados via B3 pelo serviço UP2DATA ou pela Bloomberg pelo serviço Data License.
- **Inclusão de dados pertinentes à participação geográfica das empresas:** Como vimos ao longo desse projeto, nós utilizamos uma média nacional para destacar a relação entre as variáveis para então chegar numa medida de risco ao investidor. No entanto, essas empresas estão espalhadas de forma não linear pelo Brasil fazendo com que informações sobre participação geográfica possam melhorar o enquadramento de risco associado às temperaturas da região que mais influencia uma dada empresa.

7 Referências Bibliográficas

[1] MARENGO, J.; SOARES, W.; **Impacto das modificações da mudança climática Síntese do Terceiro Relatório do IPCC**. Condições climáticas e recursos hídricos no Norte do Brasil. Chapter 6 in *Clima e Recursos Hídricos* 9. Associação Brasileira de Recursos Hídricos/FBMC-ANA. Porto Alegre, Brasil, 2003, pp 209-233.

[2] LIMA, M.A. de; ALVES, B.J.R.; **Vulnerabilidade, impactos e adaptação à mudança do clima no setor agropecuário e solos agrícolas**. Parcerias Estratégicas, Brasília – DF, nº 27, 2008.

[3] ONU – Organização das Nações Unidas. **População mundial deve ter mais de 2 bilhões de pessoas nos próximos 30 anos**. ONU News – Perspectiva Global Reportagens Humanas, 2019. Disponível em: <https://news.un.org/pt/story/2019/06/1676601>

[4] HAYES, A.; KINDNESS, D.; **Financial Risk**. Investopedia, 2021. Disponível em: <https://www.investopedia.com/terms/f/financialrisk.asp>

[5] GARP; MARCHAND, O.; **Introduction to Climate Risk Modeling – Approaches, Data and Best-Practices**. GARP. Disponível em: encurtador.com.br/hioE9

[6] BTG PACTUAL. **Volatilidade: o que é como impacta seus investimentos**. BTG Pactual Digital, 2021. Disponível em: encurtador.com.br/vDKR5

[7] NAÇÕES UNIDAS BRASIL. **Aquecimento global atinge níveis sem precedentes e dispara “alerta vermelho” para a humanidade**. Nações Unidas Brasil, 2021. Disponível em: <https://brasil.un.org/pt-br/139401-aquecimento-global-atinge-niveis-sem-precedentes-e-dispara-alerta-vermelho-para-humanidade>

[8] BOMPAN, F.; CAMPOS, Á.; **Brasil ainda está no início do ESG, mas é caminho sem volta, diz Takahashi, da BlackRock.** Valor Investe, São Paulo, 2021. Disponível em: encurtador.com.br/ekuBE

[9] NGFS – Networking for Greening the Financial System. NGFS – Scenarios Portal. Disponível em: <https://www.ngfs.net/ngfs-scenarios-portal/>

[10] BTG PACTUAL. **O que é o Risco dos Investimentos, tipos e dicas para ameniza-los.** BTG Pactual Digital, 2018. Disponível em: <https://www.btgactualdigital.com/como-investir/artigos/investimentos/o-que-e-risco-dos-investimentos-tipos-e-dicas-para-ameniza-los>

[11] FOLHA DE SÃO PAULO, GAVRA, D.; **Racionamento de energia pode zerar crescimento do PIB em 2022, diz XP.** Folha de São Paulo, 2021. Disponível em: encurtador.com.br/afhHK

[12] KINVO. **Beta e Sharpe: Qual o risco de seus investimentos?** Kinvo, 2019. Disponível em: <https://blog.kinvo.com.br/blog/2019/12/12/beta-e-sharpe/>

Acesso em: dd/mm/aa

[13] MELO, C. L. L. DE, & SILVA, C. A. T.; **Finanças comportamentais: um estudo da influência da faixa etária, gênero e ocupação na aversão à perda.** Revista De Contabilidade E Organizações, 2010, 4(8), 3-23. <https://doi.org/10.11606/rco.v4i8.34756>

[14] SELENIUM software. Disponível em: <https://www.selenium.dev/>

[15] PORTAL DO INVESTIDOR. **O que é CVM?** Portal do Investidor. Disponível em: encurtador.com.br/aejGZ

[16] B3. **Uma das principais empresas de infraestrutura de mercado financeiro do mundo.** B3 – Institucional. Disponível em: https://www.b3.com.br/pt_br/b3/institucional/quem-somos/

[17] PENNSTATE. **Vector Autoregressive models VAR(p) models.**

PennState – Eberly College of Science, Department of Statistics

Disponível em: <https://online.stat.psu.edu/stat510/lesson/11/11.2>

[18] PRABHAKARAN, S.; **Vector Autoregression (VAR) Comprehensive Guide with Examples in Python.** Machine Learning+, 2019.

Disponível em: <https://www.machinelearningplus.com/time-series/vector-autoregression-examples-python/>

[19] MAIA, A.G.; **Causalidade e Modelos VAR.** UNICAMP, Instituto de Economia. Disponível em: encurtador.com.br/ouBZ0

[20] ANDRÉ, C.M.G; REGAZZI, A.J.; **Critérios para seleção de modelos baseados na razão de verossimilhança.** UFV – Universidade Federal de Viçosa. Disponível em: encurtador.com.br/arLT2

8 Apêndices

8.1 Apêndice A: Fontes de Dados

As fontes de dados utilizadas foram:

CVM:

<https://cvmweb.cvm.gov.br/SWB/Sistemas/SCW/CPublica/CiaAb/FormBuscaCiaAbOrdAlf.aspx>

INMETRO:

<https://portal.inmet.gov.br/dadoshistoricos>

B3 - Eventos Corporativos:

<http://bvmf.bmfbovespa.com.br/cias-listadas/empresas-listadas/ResumoEventosCorporativos.aspx?codigoCvm={{codigoCVM}}&tab=3&idioma=pt-br>

O codigoCVM precisa ser o mesmo obtido na fonte da CVM.

B3 - Cotações:

<http://bvmf.bmfbovespa.com.br/cias-listadas/empresas-listadas/ResumoEmpresaPrincipal.aspx?codigoCvm={{codigoCVM}}&idioma=pt-br>

O codigoCVM precisa ser o mesmo obtido na fonte da CVM.

8.2 Apêndice B: Scripts de criação da base de dados PostgreSQL

```

--- DATABASE CREATION ---
CREATE TABLE IF NOT EXISTS "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".CADASTRO_CVM
(
    CODIGO_CVM BIGINT PRIMARY KEY,
    CNPJ VARCHAR(20) UNIQUE NOT NULL,
    TIPO_DE_PARTICIPANTE VARCHAR(50) NOT NULL,
    NOME VARCHAR(100) NOT NULL,
    SITUACAO_REGISTRO VARCHAR(20) NOT NULL,
    DATA_SITUACAO DATE NOT NULL
);

CREATE TABLE IF NOT EXISTS "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".ACAO_LISTADA
(
    TICKER VARCHAR(10) PRIMARY KEY,
    ESPECIFICACAO VARCHAR(5) NOT NULL,
    CNPJ VARCHAR(20) NOT NULL,
    NOME_PREGAO VARCHAR(100) NOT NULL,
    ATIVIDADE VARCHAR(100) NOT NULL,
    CLASSIFICACAO_SETORIAL VARCHAR(100) NOT NULL,
    SITE TEXT NOT NULL
);

CREATE TABLE IF NOT EXISTS "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".EVENTO_CORPORATIVO
(
    TICKER VARCHAR(10) NOT NULL,
    TIPO VARCHAR(50) NOT NULL,
    DATA_BASE DATE NOT NULL,
    DATA_EFETIVA DATE NOT NULL,
    ISIN VARCHAR(50) NOT NULL,
    FATOR FLOAT NOT NULL,
    ATIVO_EMITIDO VARCHAR(50) NOT NULL,
    OBSERVACOES TEXT NULL
);

```

```

-- CREATE TABLE IF NOT EXISTS "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".COTACAO
(
    TICKER VARCHAR(10) NOT NULL,
    DIA_NEGOCIADO DATE NOT NULL,
    ABERTURA FLOAT NOT NULL,
    MINIMA FLOAT NOT NULL,
    MAXIMA FLOAT NOT NULL,
    MEDIA FLOAT NOT NULL,
    FECHAMENTO FLOAT NOT NULL
);

-- CREATE TABLE IF NOT EXISTS "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".REGISTRO_INMETRO
(
    REGIAO VARCHAR(5) NOT NULL,
    UF VARCHAR(2) NOT NULL,
    ESTACAO VARCHAR(50) NOT NULL,
    DIA_REGISTRADO DATE NOT NULL,
    PRECIPITACAO_TOTAL FLOAT NOT NULL,
    TEMPERATURA_MAXIMA FLOAT NOT NULL,
    TEMPERATURA_MINIMA FLOAT NOT NULL
);

--- CONSTRAINTS ACAO LISTADA ---
ALTER TABLE "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".ACAO_LISTADA
DROP CONSTRAINT IF EXISTS "acao_listada_fkey";

ALTER TABLE ONLY "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".ACAO_LISTADA
ADD CONSTRAINT "acao_listada_fkey" FOREIGN KEY (CNPJ)
REFERENCES CADASTRO_CVM(CNPJ);

--- CONSTRAINTS EVENTO CORPORATIVO ---
ALTER TABLE "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".EVENTO_CORPORATIVO
DROP CONSTRAINT IF EXISTS "evento_corporativo_pkey";

ALTER TABLE "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".EVENTO_CORPORATIVO
DROP CONSTRAINT IF EXISTS "evento_corporativo_fkey";

ALTER TABLE ONLY "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".EVENTO_CORPORATIVO
ADD CONSTRAINT "evento_corporativo_pkey" PRIMARY KEY
(TICKER, TIPO, DATA_BASE, DATA_EFETIVA, ISIN);

ALTER TABLE ONLY "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".EVENTO_CORPORATIVO
ADD CONSTRAINT "evento_corporativo_fkey" FOREIGN KEY (TICKER)
REFERENCES ACAO_LISTADA(TICKER);

```

```

➤ --- CONSTRAINTS COTACAO ---
ALTER TABLE "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".COTACAO
DROP CONSTRAINT IF EXISTS "cotacao_pkey";

➤ ALTER TABLE "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".COTACAO
DROP CONSTRAINT IF EXISTS "cotacao_fkey";

➤ ALTER TABLE ONLY "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".COTACAO
ADD CONSTRAINT "cotacao_pkey" PRIMARY KEY
(TICKER, DIA_NEGOCIADO);

➤ ALTER TABLE ONLY "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".COTACAO
ADD CONSTRAINT "cotacao_fkey" FOREIGN KEY (TICKER)
REFERENCES ACAA_LISTADA(TICKER);

➤ --- CONSTRAINTS REGISTRO INMETRO ---
ALTER TABLE "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".REGISTRO_INMETRO
DROP CONSTRAINT IF EXISTS "registro_inmetro_pkey";

➤ ALTER TABLE ONLY "TIME_SERIES_ASSOCIATION_DB".REGISTRO_INMETRO
ADD CONSTRAINT "registro_inmetro_pkey" PRIMARY key
(REGIAO, UF, ESTACAO, DIA_REGISTRADO);

```