

FUNDAÇÃO GETULIO VARGAS
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO DE EMPRESAS DE SÃO PAULO

EDIMILSON COSTA LUCAS

**IMPACTO DE EVENTOS CLIMÁTICOS EXTREMOS SOBRE O PREÇO DE
AÇÕES DE INDÚSTRIAS DE INTERESSE NACIONAL**

SÃO PAULO
2015

EDIMILSON COSTA LUCAS

**IMPACTO DE EVENTOS CLIMÁTICOS EXTREMOS SOBRE O PREÇO DE
AÇÕES DE INDÚSTRIAS DE INTERESSE NACIONAL**

Tese apresentada à Escola de Administração de
Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio
Vargas, como requisito para a obtenção do título
de Doutor em Administração de Empresas.

Campo do Conhecimento: Finanças

Orientador: Prof. Dr. Wesley Mendes da Silva

SÃO PAULO
2015

Lucas, Edimilson Costa

Impacto de Eventos Climáticos Extremos Sobre o Preço de Ações
de Indústrias de Interesse Nacional / Edimilson Costa Lucas. - 2015.
149 f.

Orientador: Wesley Mendes da Silva.

Tese (doutorado) - Escola de Administração de Empresas de São Paulo.

1. Ações (Finanças). 2. Indústrias - Fatores Climáticos. 3. Teoria dos
valores extremos. 4. Econometria. I. Silva, Wesley Mendes da. II. Tese
(doutorado) Escola de Administração de Empresas de São Paulo. III. Título.

CDU 336.76(81)

EDIMILSON COSTA LUCAS

**IMPACTO DE EVENTOS CLIMÁTICOS EXTREMOS SOBRE O PREÇO DE
AÇÕES DE INDÚSTRIAS DE INTERESSE NACIONAL**

Tese apresentada à Escola de Administração de Empresas de São Paulo da Fundação Getúlio Vargas, como requisito para a obtenção do título de Doutor em Administração de Empresas.

Campo do Conhecimento: Finanças

Orientador: Prof. Dr. Wesley Mendes da Silva

Data de Aprovação: 19/10/2015

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Wesley Mendes da Silva (Orientador)
FGV-EAESP

Prof. Dr. Abraham Laredo Sicsú
FGV-EAESP

Prof. Dra. Susana Carla Farias Pereira
FGV-EAESP

Prof. Dr. Fuad Gattaz Sobrinho
Society for Design and Process Science

Prof. Dr. Gustavo Silva Araújo
Banco Central do Brasil e PUC-Rio

*“ Aos meus filhos...
...mesmo antes de nascerem, este trabalho é dedicado ao maior
presente que poderia receber da vida...”*

AGRADECIMENTOS

Essa conquista é a concretização de um sonho que parecia ser distante e impossível, devido às dificuldades que as pessoas de origem familiar humilde encontram. Contudo, o maior valor que poderia ter recebido de minha família foi o aprendizado da honestidade e da coragem para encarar os desafios da vida. Dessa forma, em primeiro lugar, agradeço a Deus por ter me dado saúde, perseverança e capacidade de superar as dificuldades e as diversas perdas irreparáveis que a vida colocou em meu caminho durante todo esse processo. Além do mais, sem dúvida alguma, a finalização desses quatro anos de doutorado só foi possível devido à ajuda de várias pessoas e instituições.

Agradeço imensamente o meu orientador Prof. Wesley Mendes da Silva, por toda paciência, dedicação e valiosas contribuições na execução deste trabalho.

Aos professores da banca Abraham Laredo, Fuad Gattaz, Gustavo Araújo, Susana Pereira e José Roberto Securato por toda contribuição no exame de qualificação e na defesa desta tese.

A todos professores da EAESP-FGV da linha de Finanças, em especial, aos professores Rafael Schiozer e Hsia Sheng pelas excelentes aulas e conhecimentos transmitidos.

Aos professores da FEA-USP Bruno Giovannetti, Naércio Menezes e José Roberto Securato pelas excelentes e motivadoras aulas.

Aos estimados amigos e professores Luiz Hotta (IMECC-Unicamp) e Geraldo Botelho (UFU) por todo incentivo e apoio desde a época da graduação e mestrado.

Ao meu grande amigo Danilo Braun por toda amizade, apoio e todo compartilhamento das dificuldades e alegrias que passamos ao longo do doutorado.

Ao meu estimado amigo Adilson Yoshikuni por toda valiosa ajuda e amizade em todo o processo deste doutorado.

Aos meus amigos da EAESP Vinícius Silva, Bruno Medeiro, André Barbosa, Valter Yoshida, Guilherme Risério e Adalto Barbacea por toda amizade, alegria e estudos em conjunto.

À Ana por todo apoio, carinho e incentivo sem os quais não seria possível a conclusão desta etapa.

A todos familiares e amigos por todo carinho e alegrias.

À Fundação Getúlio Vargas por ter me acolhido no doutorado e por todo apoio financeiro concedido.

RESUMO

A ocorrência de eventos climáticos extremos, tais como aumento da temperatura, furacões, enchentes e secas, tem sido cada vez mais frequente ao redor do mundo. A literatura de finanças tem documentado esforços dirigidos à avaliação de impactos econômicos oriundos das variações climáticas, com consequências significantes na economia mundial. Entretanto, especialmente no Brasil, um dos principais mercados emergentes, pouco tem sido pesquisado, sobretudo com vistas à avaliação dos impactos de eventos climáticos no nível das empresas. Sendo assim, esta tese analisa, de forma inédita, o impacto de eventos climáticos sobre o valor de empresas pertencentes a duas indústrias de elevado interesse nacional, sob a forma de dois ensaios. Em primeiro lugar analisa-se o impacto de chuvas extremas sobre o preço de ações do setor de alimentos brasileiro. Para tanto, é conduzida a pesquisa empregando dados diários do preço de ações de seis empresas dessa indústria. A partir da localização da principal região de atuação dessas empresas, são considerados os respectivos dados diários referentes às chuvas extremas. Com o emprego da metodologia híbrida ARMA-GARCH-GPD, constatou-se que, nas empresas avaliadas, as chuvas extremas impactaram significativamente em mais da metade dos 198 dias de chuvas extremas ocorridos entre 28/02/2005 e 30/12/2014, acarretando perdas médias diárias ao redor de 1,97% no dia posterior a chuva extrema. Em termos de valor de mercado, isso representa perda média total ao redor de US\$682,15 mi em um único dia. Em segundo lugar avalia-se o impacto de variáveis climáticas e localização sobre o valor das empresas do setor de energia do Brasil, a partir de dados referentes às empresas do setor elétrico brasileiro, bem como precipitação pluviométrica, temperatura e localização geográfica das empresas. A partir da análise de dados em painel estático e painel espacial, os resultados sugerem que temperatura e precipitação pluviométrica têm efeito significativo sobre o valor dessas empresas. O presente estudo pode vir a contribuir no processo de estruturação e criação de um mercado de derivativos climáticos no Brasil.

Palavras-chave: Valor de Empresas, Econometria Espacial, Eventos Climáticos Extremos, Teoria de Valores Extremos, Inovação Financeira.

ABSTRACT

The occurrence of extreme weather events, such as increased temperature, hurricanes, floods and droughts has been increasingly common around of the world. The finance literature has documented efforts directed to the assessment of economic impacts from climate change that can bring significant consequences for the world economy. However, especially in Brazil, a key emerging market, little has been studied mainly with a view to assessing the impacts of climate events in the company level. Thus, this thesis analyzes, in an unprecedented manner, the impact of weather events on the value of companies belonging to two high national interest industries, in the form of two essays. First it analyzes the impact of extreme rainfall on the stock price of the Brazilian food sector. Therefore, it is conducted the research using daily data in share prices of six companies of this industry. From the location to the main area of activity of these companies, they are considered their daily data on extreme rainfall. With the use of hybrid methodology ARMA-GARCH-GPD, it was found that the evaluated companies, the extreme rainfall impacted significantly in more than half of the 198 days of extreme rainfall between 02/28/2005 and 12/30/2014, resulting in average losses daily around 1.97% on the day after the heavy rainfall. In terms of market value, this represents total average loss of around US\$ 682.15 million in a single day. Second it evaluates the impact of climate variables and location on the value of companies in the energy sector in Brazil, from data on companies in the Brazilian electricity sector, as well as rainfall, temperature and geographical location of the companies. From the analysis of data in static panel and spatial panel, the results suggest that temperature and precipitation have significant effect on the value of these companies. This study can contribute in the process of structuring and creating a weather derivatives market in Brazil.

Keywords: Firm Value, Spatial Econometrics, Extreme Climate Events, Extreme Value Theory, Financial Innovation.

Lista de Tabelas

2.1	Consolidação dos Principais Trabalhos sobre Clima e Finanças ao redor do Mundo	27
2.2	Empresas Analisadas da Indústria Brasileira de Alimentos	40
2.3	Perfil Geral das Empresas Analisadas	41
2.4	Estatísticas Descritivas das Séries de Log-Retornos	52
2.5	Modelos AR(1)-GARCH(1,1)-GPD para amostras completas.	56
2.6	Impacto de Chuvas Extremas	58
2.7	Número de Violações do VaR e teste de Kupiec	66
3.1	Direcionadores do Valor das Empresas de Energia Elétrica	82
3.2	Variáveis Financeiras e Climáticas	88
3.3	Empresas Seleccionadas do Setor Elétrico Brasileiro	90
3.4	Exemplo de Matriz de Vizinhaça Espacial	96
3.5	Estatísticas Descritivas	99
3.6	Modelos Econométricos Ajustados	108
3.7	Modelos Ajustados	117

Lista de Figuras

2.1	Projeção de Dias com Chuvas Extremas - Brasil 2020 a 2039 . . .	21
2.2	Funções Densidade de Probabilidade - GEV	35
2.3	Principais Regiões de Atuação das Seis Empresas Analisadas. . .	43
2.4	Precipitação Pluviométrica Diária no Período Analisado	44
2.5	Ilustração do Procedimento de Análise	50
2.6	Fluxograma do Procedimento de Análise	51
2.7	Q-Q Plot Normal - Séries Financeiras	53
2.8	Log-Retornos Diários	54
2.9	Impacto Pluviométrico e sua Magnitude em cada Ação	59
3.1	Consumo de Energia Elétrica e PIB - Brasil 1995 a 2014.	76
3.2	Distribuidoras de Energia Elétrica no Brasil.	91
3.3	Georreferenciamento das Distribuidoras e Valor de Mercado. . . .	100
3.4	Precipitação Pluviométrica Acumulada no Brasil.	101
3.5	Temperatura Média no Brasil.	102
3.6	Índice de Desenvolvimento Humano no Brasil.	103
3.7	Mapa Anselin's LISA - IDH.	104
3.8	Q de Tobin e Precipitação Pluviométrica no Brasil.	105
3.9	Magnitude dos Coeficientes Estimados - Painel Desbalanceado. .	112
3.10	Magnitude dos Coeficientes Estimados - Painel Balanceado	118

Lista de Abreviaturas e Siglas

ABRADEE Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica

ANEEL Agência Nacional de Energia Elétrica

AR *Autoregressive Model*

AT Ativo Total

BDMEP Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa

CAPEX *Capital Expenditure*

CEPEA Centro de Pesquisas Econômicas e Aplicadas

CME *Chicago Mercantile Exchange*

EPE Empresa de Pesquisa Energética

EUA Estados Unidos da América

FE *Fixed Effect*

GARCH *Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity*

GEV *Generalized Extreme Value*

GMM *Generalized Method of Moments*

GPD *Generalized Pareto Distribution*

HL *High - Low*

HH *High - High*

IBOVESPA Índice da Bolsa de Valores de São Paulo

IDH Índice de Desenvolvimento Humano

IID Independente e Identicamente Distribuído

INMET Instituto Nacional de Meteorologia

IPEA Instituto de Pesquisa Econômica e Aplicada

ISIN *International Securities Identification Number*

LH *Low - High*

LISA *Local Index of Spatial Autocorrelation*

LL *Low - Low*

LO Lucro Operacional antes da Depreciação

MME Ministério de Minas e Energia do Brasil

NAICS *North American Industry Classification System*

NCG Necessidade de Capital de Giro

NYSE *New York Stock Exchange*

OLS *Ordinary Least Square*

ONS Operador Nacional do Sistema

OROA *Return on Asset*

PC Passivo Circulante

PIB Produto Interno Bruto

PL Patrimônio Líquido

PNC Passivo Não Circulante

RE *Random Effect*

ROE *Return on Equity*

SAR *Spatial Auto-Regressive Model*

SIGEL Sistema de Informações Georreferenciadas de Energia Elétrica

TA Taxa de Crescimento do Ativo Total

TVE Teoria de Valores Extremos

VaR Valor em Risco

Sumário

1	Introdução	14
2	Indústria de Alimentos	18
2.1	Motivação e Problema de Pesquisa	18
2.2	Estudos Anteriores	22
2.3	Risco e Teoria de Valores Extremos	28
2.3.1	Fundamentos da Teoria de Valores Extremos	30
2.3.2	Distribuição Generalizada do Valor Extremo	33
2.3.3	Distribuição Generalizada de Pareto	35
2.4	Metodologia	37
2.4.1	Coleta de Dados e Variáveis	38
2.4.2	Modelo e Procedimento de Análise	46
2.5	Resultados	52
2.5.1	Impacto das Chuvas Extremas	57
2.5.2	Teste de Avaliação do VaR	63
2.6	Considerações Finais e Implicações	67
3	Setor Elétrico	70
3.1	Motivação e Problema de Pesquisa	70
3.2	Contexto do Setor Elétrico	74
3.3	Estudos Anteriores	76
3.3.1	Direcionadores de Valor das Empresas de Energia Elétrica	80

3.4	Metodologia	83
3.4.1	Coleta de Dados e Variáveis	83
3.4.2	Modelos Econométricos	92
3.4.3	Econometria Espacial Aplicada	94
3.4.4	Modelo Espacial Autorregressivo	95
3.5	Resultados	98
3.5.1	Análise Exploratória dos Dados	98
3.5.2	Efeitos Climáticos sobre o Valor das Empresas de Energia	103
3.5.3	Georreferenciamento e o Impacto Climático sobre o Valor das Empresas de Energia	113
3.6	Considerações Finais e Implicações	120
4	Conclusão	124
	Referências	128
	Apêndice A	136
	Apêndice B	141

Capítulo 1

Introdução

A possibilidade de crises no suprimento de água e alimentos, a incidência de eventos climáticos extremos e o fracasso da mitigação e adaptação às alterações climáticas são alguns dos dez riscos globais de maior severidade para os próximos anos (World-Bank, 2014).

Ao considerar eventos de natureza extrema, Chesney, Reshetar e Karaman (2011) analisam empiricamente o efeito do terrorismo sobre o comportamento dos mercados de ações, títulos e *commodities*. Os autores, para tanto, focalizam eventos terroristas que aconteceram em 25 países ao longo de um período de 11 anos e reportam que os resultados encontrados poderiam ser usados para estratégias de diversificação de carteiras dos investidores contra um possível risco de terrorismo.

A investigação de eventos climáticos extremos advindos de terremotos é apresentada em Scholtens e Voorhorst (2013). Esses autores investigam dados de mais de cem terremotos com mortes, em 21 países, no período de 1973 a 2011 e constatam que os mercados financeiros respondem negativamente ao impacto dos terremotos ocorridos.

Essa preocupação mundial sobre os efeitos de eventos raros com consequências impactantes enfatiza a importância de avaliar o impacto de eventos climáticos extremos em indústrias de elevado interesse nacional, tais como alimentos e energia elétrica (Ghosh, 2010; Ahmed, Muttaqi e Agalgaonkar, 2012).

Os impactos oriundos de eventos climáticos extremos mostram-se mais expressivos em países emergentes, especialmente pela falta de infraestrutura adequada, pelo baixo amadurecimento das instituições de suporte, bem como pela falta de cultura do emprego de seguros como forma de proteção (Mills, 2005).

Para o Brasil, um dos principais mercados emergentes, Groisman et al. (2005) e Marengo, Jones, Alves e Valverde (2009) identificam um aumento sistemático da precipitação pluviométrica desde a década de 1950. Esses autores reportam que, no sudeste brasileiro, principal polo industrial do país, foi detectado aumento na frequência dos eventos pluviais extremos, nos quais chuvas extremas poderiam causar prejuízos econômicos para pessoas, empresas e governos.

Diante desses argumentos, no Brasil, a análise do impacto de possíveis eventos climáticos extremos em empresas do setor de alimentos e do setor de distribuição de energia elétrica torna-se relevante por se tratar de indústrias de elevado interesse nacional, dado que a energia elétrica atua como insumo básico de diversos setores da atividade econômica e de alimentos, que é prioridade para a manutenção da vida humana (Akinlo, 2008; Pérez e Yun, 2013). A literatura de finanças disponível sobre o assunto ainda é escassa, especialmente acerca de mercados emergentes.

A respeito do Brasil, Caldeira et al. (2015) avaliam o ajuste de modelos probabilísticos associados a eventos extremos de precipitação pluviométrica com foco na previsibilidade de chuvas na região Sul daquele país.

A literatura a respeito de energia elétrica é essencialmente concentrada no estudo das relações de causalidade entre consumo de energia elétrica com métricas macroeconômicas, tal como o Produto Interno Bruto (PIB) dos países (Yuan, Zhao, Yu e Hu, 2007; Akinlo, 2008; Yoo e Kwak, 2010; Kouakou, 2011). A análise do impacto de derivativos climáticos sobre o valor de empresas americanas de energia elétrica é apresentada em Pérez e Yun (2013), os quais constatam

que políticas de gerenciamento de riscos aumentariam o valor das empresas dessa indústria.

Em se tratando da indústria de alimentos, a literatura existente acerca do impacto do clima mostra preocupação especial com o desabastecimento de alimentos em países da África (Jones e Thornton, 2003; Parry, Rosenzweig, Iglesias, Livermore e Fischer, 2004; Challinor, Wheeler, Garforth, Craufurd e Kassam, 2007; Thornton, Jones, Alagarswamy, Andresen e Herrero, 2010).

Diante desses argumentos, a pergunta que orienta a presente pesquisa é: **"Qual o impacto de variáveis climáticas sobre o preço de ações de empresas pertencentes às indústrias de alimentos e energia elétrica?"**.

Tendo em vista tal questionamento, esta tese versa acerca do impacto climático em relação à indústria brasileira de alimentos e sobre o setor de energia elétrica no Brasil. Para isso, o presente trabalho foi desenvolvido na forma de dois ensaios.

Em primeiro lugar objetiva-se verificar se chuvas extremas impactam significativamente o preço das ações de empresas da indústria de alimentos. Para tanto são considerados dados de retornos diários de ações pertencentes a empresas da indústria de alimentos listadas no Brasil. Foram, também, considerados dados diários de precipitação pluviométrica em relação à região de principal atuação das empresas sob análise, conforme procedimento adotado por Pérez e Yun (2013).

A partir desses dados, foram utilizadas janelas de dados até o dia do evento extremo para ajuste do modelo AR(1)-GARCH(1,1) para capturar a heterogeneidade condicional das séries temporais estudadas. Na sequência, os resíduos dos modelos foram ajustados pela Teoria de Valores Extremos empregando a Distribuição Generalizada de Pareto (GPD) (McNeil e Frey, 2000). Com esse modelo ajustado, o valor em risco (VaR) é estimado para o dia seguinte ao evento extremo e, este valor, é comparado com o retorno financeiro da ação. Caso o retorno da ação seja menor do que o VaR estimado, então, esse evento é considerado ter

impacto significativo sobre o preço da ação correspondente (Chesney et al., 2011).

Em segundo lugar, com base na constatação de que a literatura acerca do setor de energia elétrica tem dedicado maior atenção ao estudo do impacto de variáveis climáticas sobre variáveis macroeconômicas, entende-se que existe oportunidade de pesquisa acerca dos efeitos de eventos climáticos no nível da companhia. Existe uma explícita lacuna na literatura, isto é, impacto de variáveis climáticas sobre o desempenho financeiro das empresas do setor elétrico brasileiro.

Para o presente estudo, dados financeiros trimestrais de distribuidoras brasileiras de energia elétrica listadas em bolsa foram considerados, em composição com dados acerca do clima: i) precipitação pluviométrica acumulada e ii) temperatura média da principal região de atuação das empresas. Além disso, a localização geográfica das empresas foi contemplada nos modelos para diagnóstico de seu possível impacto sobre o valor das empresas. Em adição, foi conduzida uma análise econométrica de dados em painel, cujo interesse era verificar o impacto das variáveis climáticas sobre o valor das empresas do setor de distribuição de energia elétrica no Brasil.

A partir da inexistência de estudos empregando dados brasileiros dessa natureza, o presente trabalho pode vir a contribuir para a literatura de finanças, já que o desenvolvimento de pesquisas empíricas é apontado como base para a construção de teorias, conforme é discutido em profundidade nos trabalhos de Wacker (1998), Wacker (2004) e Colquitt e Zapata-Phelan (2007). Ademais, os trabalhos empíricos que replicam efeitos a partir de modelos preditivos enquadram-se na taxonomia no campo de expressiva contribuição teórica (Cook, Campbell e Day, 1979; Hendrick, 1990; Rosenthal, 1991), tornando-se relevantes para o acúmulo do conhecimento científico (Amir e Sharon, 1990).

Capítulo 2

Impacto de Chuvas Extremas em Ações da Indústria de Alimentos

2.1 Motivação e Problema de Pesquisa

O gerenciamento de riscos associados à produção mundial de alimentos é um desafio importante para governantes e gestores ao redor do mundo (Ghosh, 2010), sendo tal produção, ainda, ameaçada por diversos fatores, entre eles, os eventos climáticos extremos (World-Bank, 2015b). Além disso, agricultores e investidores são afetados por perdas diretas ou indiretas causadas pela falta, ou mesmo pelo excesso de chuvas (Cabrera, Odening e Ritter, 2013).

A partir das dimensões continentais do Brasil e de sua capacidade de desenvolvimento da própria produção agrícola, devido às suas condições favoráveis de solo e clima, o país destaca-se como expressivo produtor e exportador de diversos produtos agrícolas (CEPEA, 2015). O setor do agronegócio no Brasil é responsável por uma parcela representativa do produto interno bruto nacional (aproximadamente 23% do PIB), pela manutenção do saldo da balança comercial brasileira (devido ao seu alto grau de exportações) e pela garantia da segurança alimentar, assim, evitando aumento desordenado dos preços dos alimentos e das demais *commodities* agrícolas (CEPEA, 2015).

Na economia brasileira, além da geração de empregos e renda, o agronegócio tem contribuído fortemente para a relativa estabilidade macroeconômica do país por meio de suas exportações, uma vez que a entrada de divisas ameniza o *deficit* comercial proveniente dos outros setores produtivos, que foi de aproximadamente US\$ 84 bilhões em 2014. De 2000 a 2014, o saldo comercial do agronegócio brasileiro apresentou um crescimento da ordem de 468%. No acumulado desse mesmo período, foram gerados, líquidos, mais de US\$ 500 bilhões, sendo mais de US\$ 80 bilhões somente no ano de 2014 (CEPEA, 2015).

Em razão da sua extensão territorial, o Brasil está sujeito às adversidades climáticas (principalmente secas, granizos e chuvas) que podem afetar direta ou indiretamente sua produção agrícola (Marengo et al., 2009). Diante disso, neste trabalho, apresenta-se um estudo do impacto de precipitação pluviométrica extrema sobre o retorno financeiro diário de ações de seis empresas da indústria brasileira de alimentos, ou seja, precipitação diária acima de 50 mm (Walter, 2007). Tendo em vista que as séries de retornos financeiros, em geral, apresentam dependência temporal e tendem a formar agrupamentos de volatilidade, inicialmente, os retornos diários foram ajustados pelo modelo AR(1)-GARCH(1,1) (McNeil e Frey, 2000; Mendes, 2000).

Como consequência disso, os resíduos padronizados deste modelo ajustado AR-GARCH tendem a não apresentar *clusters* de volatilidade e dependência temporal, conforme requerido pela Teoria de Valores Extremos para a distribuição Generalizada de Pareto (GPD) (Mendes, 2000). Dessa maneira, a Teoria de Valores Extremos foi empregada sobre esses resíduos padronizados (Zhao, Scarrott, Oxley e Reale, 2010) e, posteriormente, o valor em risco (VaR) foi estimado para analisar o impacto das chuvas extremas sobre as ações em estudo.

Para o presente estudo, os dados diários de precipitação pluviométrica são referentes à localização da principal região de atuação de cada empresa (Pérez e

Yun, 2013), sendo a data inicial correspondente ao dia de abertura de capital na Bolsa de Valores de São Paulo (BM&FBovespa) de cada empresa analisada e, a data final, sendo 30/12/2014.

No intervalo de tempo considerado, o dia que ocorre chuva extrema é identificado, e o modelo AR(1)-GARCH(1,1)-GPD é ajustado aos dados considerando janelas de observações até o dia do evento extremo. A partir daí, o VaR é estimado para o dia seguinte à chuva extrema e o seu valor comparado com o retorno financeiro da ação correspondente. Se o retorno da ação for menor do que o VaR estimado, então, o impacto é considerado significativo.

Assim, a análise dos efeitos decorrentes de chuvas extremas sobre o preço das ações de empresas da indústria brasileira de alimentos é de fundamental relevância por ser um setor com capacidade expressiva para impulsionar o crescimento econômico do Brasil. Apresenta, ainda, boas oportunidades de redução do desemprego devido ao uso intensivo de mão de obra que o setor emprega. Outrossim, os gestores dessas empresas podem preparar-se melhor para precipitações pluviométricas extremas, dessa forma, tomando decisões mais direcionadas e efetivas para uma possível mitigação de riscos advindos de chuvas extremas.

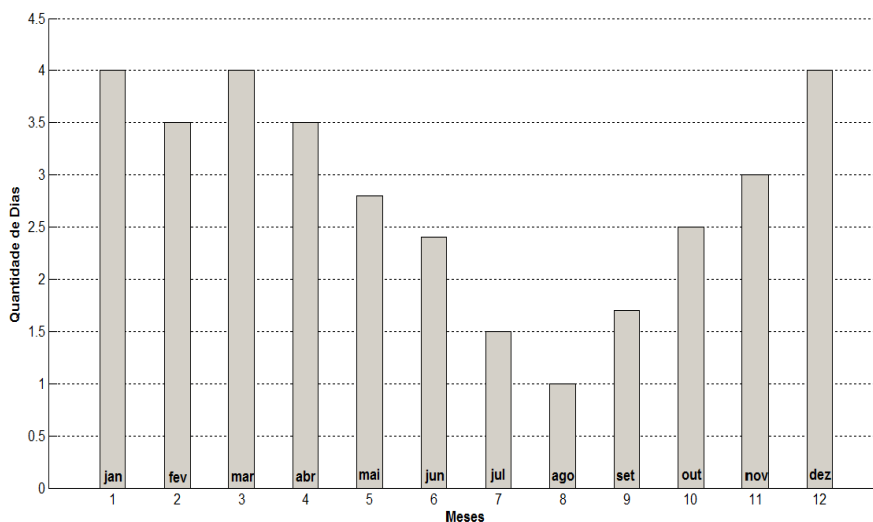
De posse dos resultados dessa análise, a integração da área financeira das empresas com os institutos responsáveis por informações sobre previsão do clima pode ser de elevada relevância. Conseqüentemente, a disponibilidade de mais modelos de gerenciamento de riscos para o setor do agronegócio poderá melhorar sua produtividade (Cornaggia, 2013). Sobretudo, porque a existência de estudos integrando finanças e dados de pluviometria com o setor de alimentos no Brasil ainda apresenta-se quase nula.

No caso brasileiro, a presente investigação empírica caracterizada pela integração das áreas de finanças, pluviometria e indústria de alimentos, pode vir a contribuir para a construção de teorias conforme destacam Wacker (1998) e Colquitt

e Zapata-Phelan (2007). Esses autores advogam que um dos aspectos relevantes para a construção de uma teoria é responder alguma questão que seja interesse de pesquisa.

A abordagem apresentada neste ensaio tem o intuito de responder a questão: "A precipitação pluviométrica extrema impacta o preço das ações das empresas do setor alimentício brasileiro?". A título de ilustração, a figura 2.1 apresenta a projeção do Banco Mundial para os anos de 2020 a 2039 com relação ao número médio de dias, por mês, que podem acontecer chuvas extremas no Brasil (World-Bank, 2015a).

Figura 2.1: Projeção de Dias com Chuvas Extremas - Brasil 2020 a 2039



Nota: Elaboração Própria a partir de dados do Banco Mundial (<http://data.worldbank.org/country/brazil>). Projeção mensal do número médio de dias com chuvas extremas no Brasil.

A figura 2.1 evidencia a importância de se ter preocupação com a ocorrência de chuvas extremas no Brasil e com o seu possível impacto.

2.2 Estudos Anteriores

Diversos trabalhos têm sido produzidos ao redor do mundo, principalmente, relacionando as áreas de agronomia e climatologia (Bush, 2010). Alguns dos estudos, também, abordam o efeito de variáveis climáticas sobre o comportamento do mercado de ações em diversos países (Symeonidis, Daskalakis e Markellos, 2010; Murphy, Hartell, Cárdenas e Skees, 2012).

A esse respeito na literatura que trata de países da Ásia ou da Oceania, Keef e Roush (2002) empregam dados de retornos diários do mercado de ações da Nova Zelândia e respectivas informações de clima. Esses autores argumentam que o efeito das oscilações de variáveis climáticas, como temperatura e vento, sobre o mercado de ações da Nova Zelândia, depende da localização específica do investidor, constatando-se que o vento tem influência negativa sobre o retorno das ações.

Levy e Galili (2008) alegam que a significância do efeito do clima no mercado financeiro de Israel, de maneira geral, depende do tipo de investidor (institucional ou individual). Esse resultado é corroborado no trabalho de Shu (2008), que analisa o efeito do clima sobre o mercado de Taiwan.

O efeito do clima sobre o retorno e a volatilidade do mercado financeiro de Shangai foi estudado por Kang, Jiang, Lee e Yoon (2010). A partir de dados correspondentes a investidores domésticos e estrangeiros, esses autores concluem que a temperatura tem efeito negativo sobre o retorno dos investidores domésticos, já os investidores estrangeiros não são afetados. Esse resultado está de acordo com o trabalho de Keef e Roush (2002), que enfatiza a importância da localização geográfica do investidor. Contudo a volatilidade do mercado financeiro de Shangai é impactada tanto pelos investidores locais quanto estrangeiros devido às oscilações de chuvas e temperatura.

Na Europa, utilizando dados de temperatura, precipitação pluviométrica de

329 estações meteorológicas e dados de produção de trigo, Iglesias, Rosenzweig e Pereira (2000) estudam sete regiões produtoras de trigo na Espanha. A partir de uma análise espacial, constatam que o aumento de temperatura e a queda da precipitação pluviométrica têm efeito negativo sobre a produção espanhola de trigo.

Nos Estados Unidos, empregando dados de clima da cidade de Nova Iorque e da bolsa de valores *New York Stock Exchange* (NYSE), o trabalho de Trombley (1997) conclui que o impacto da variação climática sobre a bolsa americana é variável ao longo do tempo.

Também utilizando dados da cidade de Nova Iorque, Chang, Chen, Chou e Lin (2008) examinam a relação entre a variação climática e a bolsa NYSE. Esses autores concluem que os impactos da precipitação pluviométrica e da temperatura são significantes somente na abertura do pregão da negociação da bolsa de valores. Entretanto Akhtari (2011) salienta que essa relação investigada entre clima e mercado financeiro em Nova Iorque não é dependente da hora do dia em que ocorre a negociação, mas que existe um padrão cíclico do efeito climático sobre a bolsa NYSE ao longo do ano.

A análise do efeito do gerenciamento de riscos para os produtores de grãos nos Estados Unidos é discutida em Cornaggia (2013). Esse autor constata relação positiva entre operações de *hedge* e produtividade, sugerindo que o *hedging* melhora a produtividade, amenizando as restrições financeiras dos produtores agrícolas.

Com o emprego de dados de países da Ásia, Europa e América do Norte, Cao e Wei (2005) investigam se os retornos das respectivas bolsas de valores são relacionados com a temperatura. Esses autores constatam que os retornos financeiros são negativamente associados à temperatura. Ou seja, quando a temperatura das cidades estudadas cai, aumenta o retorno das ações e vice-versa.

Arin, Ciferri e Spagnolo (2008) investigam o efeito do terrorismo nos mer-

cados financeiros de países da Ásia, Europa e América do Norte. Esses autores encontraram que o efeito do terrorismo é significativamente maior nos mercados financeiros dos países emergentes avaliados. Nessa mesma linha e regiões, Chesney et al. (2011) analisam empiricamente o efeito do terrorismo sobre o comportamento dos mercados de ações, títulos e *commodities* em 25 países, ao longo de um período de 11 anos. E defendem que os resultados encontrados poderiam ser usados para estratégias de diversificação de carteiras dos investidores contra um possível risco de terrorismo. Ainda, referem que aproximadamente dois terços dos ataques terroristas considerados impactaram, significativamente, de forma negativa pelo menos um mercado de ações avaliado.

Em relação à África, devido aos índices de pobreza e maior vulnerabilidade à mudança climática, os países daquele continente apresentam real risco de fome em função de uma possível variação climática extrema (Parry, Rosenzweig, Iglesias, Fischer e Livermore, 1999).

A magnitude dos impactos previstos das variações climáticas na produção de alimentos na África varia amplamente entre os diferentes estudos. A esse respeito, Challinor et al. (2007) advogam que a maioria dos estudos sobre a África mostra impacto negativo das mudanças climáticas sobre a produtividade de alimentos, o que pode acarretar aumento de preços. Afirmam, ainda, que os governos teriam de colocar em prática melhores condições institucionais e macroeconômicas que facilitassem a adaptação das empresas às alterações climáticas em âmbito local, nacional e transnacional. Esse argumento é sustentado por Swan, Hadley e Cichon (2010), que analisam o impacto dos preços de alimentos na África, onde destacam a importância dos governos projetarem intervenções adequadas para proteger os meios de subsistência, devido aos efeitos de aumento de preços dos alimentos.

Na mesma linha de pensamento, Bush (2010) explora o fenômeno dos distúrbios de abastecimento de alimentos desencadeados pelos picos nos preços dos

alimentos na África por ocasião da crise financeira de 2007-2008. Thornton et al. (2010) desenvolvem simulações sobre duas culturas amplamente difundidas na África, milho e feijão, e identificam que os efeitos das variações climáticas são significativamente negativos sobre a produção agrícola africana.

Na América Latina, Rosenzweig, Iglesias, Yang, Epstein e Chivian (2001) referem-se a dados de países latinos relativos à produção de alimentos e ao clima. O estudo sugere que a produção de alimentos é diretamente sensível a aumentos da temperatura e a reduções na precipitação pluviométrica. Resultado similar é apresentado por Defeo et al. (2013), cuja argumentação aponta que a variabilidade climática tem efeito de longo prazo sobre a pesca de pequena escala.

Sietz, Choque e Lüdeke (2012) advogam que pequenos agricultores do Peru são ameaçados por possíveis ocorrências de secas, geadas e chuvas fortes. Os autores afirmam que a variação climática afeta a segurança alimentar daquele país em termos de produção e disponibilidade de alimentos. Tal resultado corrobora o trabalho de Vörösmarty et al. (2013), que afirma que a população rural da América do Sul apresenta maior sensibilidade a chuvas extremas, se comparada a população urbana.

Diante do exposto, para o Brasil, considerando excesso de chuvas (precipitação pluviométrica $\geq 50mm$ no dia) (Walter, 2007) como eventos extremos, no presente ensaio, surge o interesse em testar a hipótese a seguir.

Hipótese (H): Ocorrência de chuva extrema impacta significativamente o retorno financeiro das ações da indústria brasileira de alimentos.

O estudo dos possíveis impactos das alterações climáticas relacionando dados de produção de milho da América Latina e África é apresentado em Jones e Thornton (2003). Os resultados sugerem uma redução global naquelas regiões de 10% da produção de milho, equivalente a perdas de US\$2 bilhões por ano. Os autores

destacam, ainda, que mudança climática precisa ser avaliada em âmbito familiar, para que as pessoas mais pobres e vulneráveis, dependentes da agricultura, possam ser adequadamente direcionadas, com o objetivo de redução da pobreza (Parry et al., 1999; Vörösmarty et al., 2013).

Com o emprego de dados da América Latina e dos Estados Unidos, Murphy et al. (2012) analisam a importância de instrumentos para gerenciamento de riscos associados à volatilidade de preço de alimentos e risco de variação climática, visto que eventos climáticos extremos tendem a tornarem-se mais frequentes no futuro, com isso, podem aumentar os riscos e incertezas no sistema alimentar global (Wheeler e von Braun, 2013).

A tabela 2.1 consolida os trabalhos aqui apresentados, de acordo com o continente de aplicação do estudo, e principais variáveis empregadas.

No geral, Prodan (2013) argumenta que a significância do efeito do clima depende de uma série de fatores, dentre eles: i) da definição das variáveis climáticas; ii) do tipo de investidor; iii) da localização das empresas sob análise; e iv) do procedimento e teste estatístico empregado na pesquisa. Dessa forma, diferentes conclusões de pesquisas similares podem ser explicadas pela variabilidade dos fatores citados. Tais argumentos são relevantes, em razão do presente trabalho empregar a localização geográfica das empresas brasileiras de alimentos sob análise e não tratar do tipo de investidor de cada empresa, por não ser objeto deste estudo.

Como no presente ensaio, o preço de ações de empresas brasileiras da indústria de alimentos é avaliado mediante a ocorrência de chuvas extremas, o arcabouço teórico para tratar eventos que ocorrem de forma rara, mas que trazem consequências impactantes, julga-se que a Teoria de Valores Extremos, constitui base teórica de interesse para a presente pesquisa.

Tabela 2.1: Consolidação dos Principais Trabalhos sobre Clima e Finanças ao redor do Mundo

Continentes	Trabalhos	Principais Variáveis Estudadas
Ásia ou Oceania		
	Keef e Roush (2002) Cao e Wei (2005) Levy e Galili (2008) Shu (2008) Arin et al. (2008) Kang et al. (2010) Chesney et al. (2011)	Ações, Precipitação, Temperatura Ações, Temperatura Ações, Temperatura, Tipo de Investidor Ações, Temperatura Ações, Terrorismo Ações, Temperatura, Tipo de Investidor Ações, Commodities, Terrorismo, Títulos
Europa		
	Iglesias et al. (2000) Cao e Wei (2005) Arin et al. (2008) Chesney et al. (2011)	Precipitação, Produção, Temperatura Ações, Temperatura Ações, Terrorismo Ações, Commodities, Terrorismo, Títulos
América do Norte		
	Trombley (1997) Cao e Wei (2005) Chang et al. (2008) Akhtari (2011) Chesney et al. (2011) Murphy et al. (2012) Cornaggia (2013)	Ações, Precipitação, Temperatura Ações, Temperatura Ações, Humor, Precipitação, Temperatura Ações, Precipitação, Temperatura Ações, Commodities, Terrorismo, Títulos Ações, Precipitação, Preço, Temperatura Derivativos, Produção
África		
	Parry et al. (1999) Jones e Thornton (2003) Challinor et al. (2007) Bush (2010) Swan et al. (2010) Symeonidis et al. (2010) Thornton et al. (2010)	Fome, Produção Precipitação, Produção, Temperatura Preço, Produção Preço Preço Ações, Humor, Temperatura Produção, Temperatura
América do Sul		
	Rosenzweig et al. (2001) Jones e Thornton (2003) Murphy et al. (2012) Sietz et al. (2012) Defeo et al. (2013) Vörösmarty et al. (2013)	Precipitação, Produção, Temperatura Precipitação, Produção, Temperatura Ações, Precipitação, Preço, Temperatura Produção, Temperatura Produção, Temperatura Precipitação, Produção

2.3 Risco e Teoria de Valores Extremos

As mudanças climáticas extremas tendem a tornarem-se mais frequentes no futuro, aumentando os riscos e as incertezas no contexto do sistema alimentar global (Wheeler e von Braun, 2013).

Tendo em vista a investigação do possível impacto do risco pluviométrico extremo sobre o retorno financeiro de ações, três conceitos são de fundamental importância, a saber: retorno, incerteza e risco. O retorno pode ser analisado como a apreciação de capital ao final de certo horizonte de tempo. No entanto existem incertezas associadas aos retornos efetivamente obtidos ao final do período de investimento. Dessa maneira, qualquer medida numérica dessa incerteza poderia ser chamada de risco.

Considerando-se $\{P_t\}_{t \in R^+}$, o processo estocástico que governa a evolução do preço de um ativo, e definindo-se a equação diferencial estocástica que rege a dinâmica desse processo, por 2.3.1:

$$\frac{\Delta P_t}{P_t} = \mu \Delta t + \sigma \sqrt{\Delta t} Z, \quad (2.3.1)$$

onde: Δt corresponde a uma aproximação em um intervalo de tempo, μ e σ são parâmetros e Z segue uma distribuição normal padrão.

Dessa forma, o valor esperado para o retorno do ativo é dado em 2.3.2:

$$E\left(\frac{\Delta P_t}{P_t}\right) = \mu \Delta t; \quad (2.3.2)$$

Assim, espera-se uma apreciação relativa de μ (por unidade de tempo) para o preço do ativo sob análise. Entretanto não se pode ter certeza hoje de qual será o preço do ativo em Δt unidades de tempo adiante. Portanto, existe uma incerteza associada a quanto o preço do ativo terá variado ao final do intervalo de tempo Δt .

Diante disso, calculando a variância para a oscilação relativa do preço do referido ativo, obtém-se a expressão dada em 2.3.3:

$$\text{var}\left(\frac{\Delta P_t}{P_t}\right) = \sigma^2 \Delta t. \quad (2.3.3)$$

Observa-se que, enquanto o parâmetro μ está relacionado com o retorno esperado do ativo, o parâmetro σ está relacionado com a incerteza associada à apreciação do preço do ativo. No caso particular da equação 2.3.1, o parâmetro σ é chamado de volatilidade do preço do ativo considerado, sendo comumente usado como uma medida de risco.

Diferentes medidas podem ser usadas no cálculo do risco de mercado de uma carteira de investimentos. Quatro das mais usadas dessas possibilidades são: I) desvio-padrão dos retornos passados, II) *downside risk* dos retornos passados, III) raiz quadrada da semivariância dos retornos passados e IV) Valor em Risco (VaR). No presente ensaio, foi usado o VaR como medida de risco para estimar o possível impacto de eventos climáticos extremos, sob a forma de chuvas, relativamente aos preços das ações de empresas da indústria brasileira de alimentos.

Com o propósito de controlar seu risco interno, a maioria das instituições financeiras define o VaR como o valor de perda máxima esperada de seus portfólios, que pode ocorrer dentro de um horizonte de K dias, com por exemplo 90%, 95% ou 99% de probabilidade.

Diante da presença de risco em diversas operações no mercado financeiro, é necessária atenção especial para a metodologia a ser utilizada para estimar o VaR. A ênfase na estimativa acurada do risco surgiu com a ocorrência de perdas financeiras, tais como: Orange County em 1994, Barings em 1995, Daiwa Bank em 1995 e Long Term Capital Management em 1998 (Jorion, 2007). A partir disso, vem sendo intensificado o uso de tentativas de quantificar a probabilidade

de grandes perdas associadas a eventos raros (ou extremos) (Mendes, 2000; Smith, 2002).

A esse respeito, Kuester, Mittnik e Paoletta (2006) documentam extensiva e detalhada revisão e comparações entre diversas metodologias alternativas para estimar o VaR. Entre essas várias metodologias existentes para estimar o VaR (Jorion, 2007), a Teoria de Valores Extremos (TVE), adiante detalhada, surgiu para analisar estatisticamente eventos com baixa probabilidade de ocorrência. Ou seja, analisar valores máximos ou mínimos de uma variável aleatória, estatísticas de ordem ou valores que excedam a certo limiar (Embrechts, Klüppelberg e Mikosch, 1997).

Para complementar, a TVE ajusta apenas a cauda da distribuição dos dados originais, ressaltando o aspecto pouco informativo que se pode ter no interior da distribuição de probabilidades para as ocorrências raras (Smith, 2002). Ao transpassar em diversas áreas do conhecimento, além do uso dessa teoria no setor de seguros, pode-se aplicá-la, também, na mensuração do risco de ocorrência de chuvas extremas.

2.3.1 Fundamentos da Teoria de Valores Extremos

Com o intuito de estimar o VaR, para avaliar o risco de chuvas extremas, no presente estudo, foi aplicada a Teoria de Valores Extremos, a seguir detalhada. Esta seção estrutura-se com apoio nos trabalhos desenvolvidos por Embrechts et al. (1997), Mendes (2000), Smith (2002) e Tsay (2005).

Ao considerar $P_{i,t}$, o preço de fechamento de um ativo financeiro i (ex. ações da indústria brasileira de alimentos), no dia t , define-se por $R_{i,t}$, o retorno diário observado desse ativo i , no dia t , sendo calculado como $R_{i,t} = \log(P_{i,t}/P_{i,t-1})$. Assume-se que os retornos diários de cada um dos ativos, representados por $\{R_1, R_2, \dots, R_n\}$, sejam variáveis aleatórias independentes e identicamente distri-

buídas (iid) com função de distribuição acumulada comum F .

Esses retornos diários são os retornos correspondentes aos preços das ações de empresas da indústria brasileira de alimentos e que foram empregados no presente ensaio.

A partir da amostra de retornos diários, define-se M_n e L_n como o máximo e o mínimo dessa amostra, respectivamente. Ou seja:

$$\begin{aligned}M_n &= \max\{R_1, R_2, \dots, R_n\}, \\L_n &= \min\{R_1, R_2, \dots, R_n\}.\end{aligned}$$

Esses máximos (ou mínimos) são coletados em blocos de tamanho fixo. Assim sendo, o objetivo da TVE é estudar o comportamento assintótico de M_n e L_n , isto é, estimar a distribuição de probabilidade limite da série de máximos (ou mínimos). No presente trabalho, todas as propriedades apontadas são referentes exclusivamente ao máximo. Contudo, resultados semelhantes valem para o mínimo, visto a relação dada por 2.3.4:

$$\max\{R_1, R_2, \dots, R_n\} = -\min\{-R_1, -R_2, \dots, -R_n\}. \quad (2.3.4)$$

Para a determinação da distribuição acumulada do máximo, ao considerar que os retornos são iid, tem-se a seguinte distribuição:

$$P[M_n \leq x] = P[R_1 \leq x, R_2 \leq x, \dots, R_n \leq x] = F^n(x).$$

Com isso, o objetivo é identificar a distribuição limite correspondente a essa distribuição do máximo $F^n(x)$. Para isto, foi definido $x_0 = \sup\{x : F(x) < 1\}$, observando que $F^n(x) \rightarrow 0, \forall x < x_0$ e $F^n \rightarrow 1, \forall x \geq x_0$. Como essa distribuição limite assume somente valores singulares (apenas 0 ou 1) na reta real, diz-se que ela é degenerada. Desta forma, não existe uma distribuição limite não-degenerada para o máximo, a menos que esse seja normalizado.

Geralmente, essa normalização dos máximos é feita a partir da média e desvio-padrão da sequência de dados em análise. Diante de tal fato, para garantir a convergência da distribuição de probabilidades dos máximos para alguma distribuição limite que seja não degenerada, foram necessárias as definições apresentadas em 2.3.1 e 2.3.2.

Definição 2.3.1. Se existem constantes $a_n > 0$, $b_n \in \mathbb{R}$, de modo que

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F^n(a_n x + b_n) = H(x)$$

para alguma função de distribuição não-degenerada H , então H é conhecida como uma *distribuição do valor extremo do máximo* e F é dita pertencer ao *domínio de atração do máximo*(MDA) de H , ou seja, $F \in MDA(H)$.

Definição 2.3.2. Duas funções de distribuição $H(x)$ e $G(x)$ são do mesmo tipo, se existem números reais a e b , com $b > 0$, tais que $G(x) = H(a + bx)$, para todo $x \in \mathbb{R}$.

A partir disso, em termos de aplicação empírica, essas constantes a e b , em geral, correspondem à média e desvio-padrão, respectivamente, da variável aleatória em estudo. Ou seja, pode-se trabalhar com a média e o desvio-padrão das séries de retornos financeiros das empresas do setor de alimentos. Em adição, essas definições asseguram que se existe uma distribuição limite não degenerada, mesmo mediante uma normalização da variável de interesse, a distribuição encontrada será do mesmo tipo da distribuição original dos dados. Consequentemente, o resultado central da Teoria de Valores Extremos é apresentado no teorema (2.3.1).

Teorema 2.3.1. *Seja $\{X_n\}$ uma sequência de variáveis aleatórias iid. Se existem constantes $a_n > 0$, $b_n \in \mathbb{R}$ e alguma função distribuição não-degenerada H de modo que*

$$\frac{M_n - b_n}{a_n} \rightarrow^d H$$

então H pertence a um dos três tipos de distribuição:

Fréchet: ($\alpha > 0$)

$$\Phi_{\alpha}(x) = \begin{cases} 0 & , x \leq 0 \\ \exp(-x^{-\alpha}) & , x > 0 \end{cases}$$

Weibull: ($\alpha > 0$)

$$\Psi_{\alpha}(x) = \begin{cases} \exp(-(-x)^{\alpha}) & , x \leq 0 \\ 1 & , x > 0 \end{cases}$$

Gumbel:

$$\Lambda(x) = \exp(-e^{-x}) \quad , x \in \mathbb{R}$$

As funções distribuições Φ_{α} , Ψ_{α} e Λ são chamadas de *distribuições de valor extremo*.

O teorema (2.3.1) é conhecido como teorema de Fisher-Tippett, o qual estabelece que a distribuição assintótica do máximo normalizado é uma das três distribuições: Fréchet, Weibull e Gumbel (Embrechts et al., 1997). Resultado esse importante pois, no presente ensaio, foi de interesse ajustar a distribuição dos máximos dos resíduos padronizados da família GARCH, a partir da TVE.

2.3.2 Distribuição Generalizada do Valor Extremo

Conforme será detalhado na seção 2.5 , as distribuições dos dados de retornos financeiros referentes às ações das empresas brasileiras do setor alimentício, em geral, apresentam distribuições com caudas pesadas. Portanto, o uso de distribuições de probabilidades tradicionais, como a distribuição Normal, não é recomendado para ajuste aos dados e, especialmente, para estimativas precisas do VaR (Mendes, 2000). Diante de tal fato, é necessário o emprego de uma distribuição que represente melhor ajuste aos dados financeiros em relação às distribuições usuais. Assim, visando alcançar estimativas mais acuradas do VaR, no presente

estudo, os máximos (extremos) dos retornos acerca das ações do setor de alimentos foram ajustados, ao considerar a relação dada na expressão 2.3.4.

Com respeito à identificação da distribuição correta do extremo de uma determinada amostra, fez-se uma mudança paramétrica locação/escala para representar os três casos padrões das distribuições de valor extremo em uma única família paramétrica que engloba as três distribuições (Smith, 2002). A essa família atribui-se o nome de Distribuição Generalizada do Valor Extremo (GEV), sendo definida em 2.3.5.

$$H_{\xi}(x) = \begin{cases} \exp\{-(1 + \xi x)^{-\frac{1}{\xi}}\} & \text{se } \xi \neq 0 \\ \exp\{-\exp(-x)\} & \text{se } \xi = 0 \end{cases} \quad (2.3.5)$$

onde: $1 + \xi x > 0$.

O parâmetro ξ pode ser interpretado como parâmetro de cauda e a ligação entre as três distribuições padrão com a GEV é dada da seguinte forma:

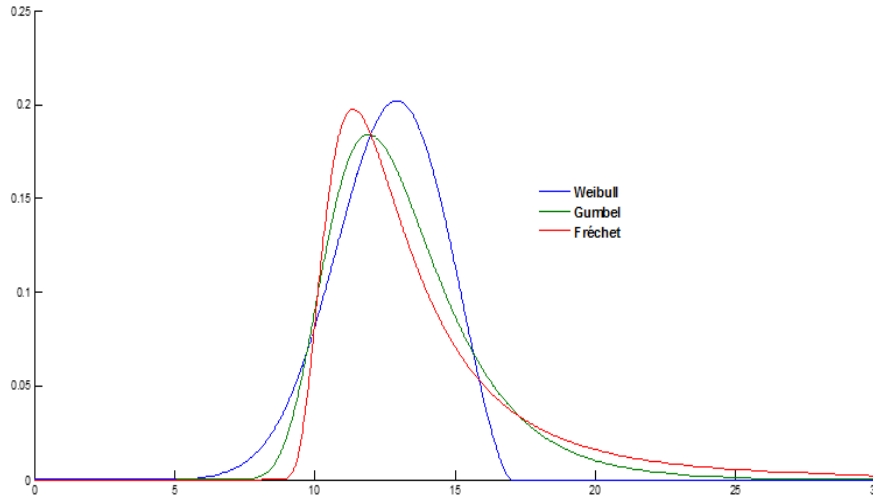
$\xi = \alpha^{-1} > 0$ corresponde a distribuição de Fréchet Φ_{α} ,

$\xi = 0$ corresponde a distribuição de Gumbel Λ ,

$\xi = -\alpha^{-1} < 0$ corresponde a distribuição de Weibull Ψ_{α} .

A título de ilustração, a figura 2.2 apresenta a forma das três funções densidade de probabilidade associadas a GEV. Para tal ilustração, foi atribuído $\xi = -0,4$ (Weibull), $\xi = 0$ (Gumbel) e $\xi = 0,4$ (Fréchet). Dessa maneira, verifica-se graficamente que o parâmetro ξ determina a natureza da cauda da distribuição correspondente. Observa-se, ainda, que a distribuição de Fréchet apresenta cauda mais pesada entre as três apresentadas.

Figura 2.2: Funções Densidade de Probabilidade - GEV



Nota: Gráfico ilustrativo correspondente ao formato das três distribuições GEV. Foi atribuído $\xi = -0,4$ (Weibull), $\xi = 0$ (Gumbel) e $\xi = 0,4$ (Fréchet).

Esse parâmetro de cauda ξ apresenta-se importante nas aplicações empíricas no seguinte sentido. Supondo-se que a distribuição de uma variável possua caudas pesadas, como por exemplo a distribuição *t-Student* com quatro graus de liberdade, os máximos coletados em blocos de tamanho fixo seguiriam uma distribuição de *Fréchet*. Isso significa que a distribuição *t-Student* pertence ao domínio de atração do máximo de uma *Fréchet*. Do mesmo modo, em geral, constata-se que as séries financeiras possuem caudas pesadas, corroborando com a relevância do ajuste da distribuição de *Fréchet* para aplicações empíricas na área de finanças.

Destaca-se a relação existente (Embrechts et al., 1997) entre as três distribuições *Gumbel*, *Fréchet* e *Weibull*, dada por:

$$X \sim \text{Fréchet}(\alpha) \Leftrightarrow \ln(X^\alpha) \sim \text{Gumbel} \Leftrightarrow -X^{-1} \sim \text{Weibull}(\alpha).$$

2.3.3 Distribuição Generalizada de Pareto

Na seção anterior, foi abordada uma metodologia para ajustar a distribuição dos máximos coletados em blocos de tamanhos fixos. Na presente seção, é apresen-

tada a Distribuição Generalizada de Pareto (GPD), cujo empenho está no ajuste dos excessos de uma variável aleatória X além de certo limiar u , ou seja, ajustar a distribuição da variável $X - u$.

Nesse sentido, algumas metodologias para determinar o limiar u podem ser encontradas em Chavez-Demoulin, Embrechts e Sardy (2014). No entanto não existe nenhum método considerado ótimo para escolha do limiar apropriado, sendo um limiar de 5% ou 10% considerado uma boa aproximação para u (Del Brio, Mora-Valencia e Perote, 2014).

Devido aos tamanhos das janelas (500, 750 e 1.000) de observações utilizadas para o ajuste dos modelos, no presente trabalho, foi atribuído um limiar referente aos 10% das maiores observações, do mesmo modo que se fez em McNeil e Frey (2000). Para aprofundamento sobre a escolha do limiar, Scarrott e MacDonald (2012) apresentam uma detalhada revisão da literatura estatística com as diversas metodologias para estimar tal limiar.

Mediante esse repertório inicial, para a caracterização da distribuição GPD, denota-se por N_u o número de excedentes além do limiar u , ou seja,

$$N_u = \sum_{i=1}^N I(X_i \geq u), \text{ onde } I(X_i \geq u) = \begin{cases} 1 & \text{se } X_i \geq u \\ 0 & \text{c.c.} \end{cases}$$

Por conseguinte, os valores $X_i - u \geq 0$, que são os excessos além do limiar u , são representados por Y_1, Y_2, \dots, Y_{N_u} .

Assim como as distribuições de valores extremos são as distribuições limite para o máximo, a distribuição generalizada de Pareto é a forma paramétrica para distribuições limite dos excessos definidos por Y_1, Y_2, \dots, Y_{N_u} .

Em adição, as distribuições generalizadas de Pareto podem ser denominadas pelas distribuições: Exponencial, Pareto e Beta. E, ainda, suas parametrizações são representadas da seguinte forma:

Exponencial:

$$W_0(y) = \begin{cases} 0 & , y < 0 \\ 1 - e^{-y} & , y \geq 0 \end{cases}$$

Pareto, $\alpha > 0$:

$$W_{1,\alpha}(y) = \begin{cases} 0 & , y < 1 \\ 1 - y^{-\alpha} & , y \geq 1 \end{cases}$$

Beta, $\alpha < 0$:

$$W_{2,\alpha}(y) = \begin{cases} 0 & , y < -1 \\ 1 - (-y)^{-\alpha} & , -1 \leq y \leq 0 \\ 1 & , y > 0 \end{cases}$$

Sumarizando, a distribuição generalizada de Pareto (GPD) pode representar as três distribuições citadas em uma única forma, sob uma γ -parametrização (Chavez-Demoulin et al., 2014) dada por:

$$W_\gamma(y) = 1 - (1 + \gamma y)^{-1/\gamma}$$

Conforme destacado em Smith (2002), a família de locação e escala $W_{\gamma,\delta,\psi}$ pode ser obtida substituindo-se o argumento y por $\frac{y-\delta}{\psi}$, onde $\delta \in \mathbb{R}$ e $\psi > 0$. Ou seja, aos retornos financeiros padronizados, a distribuição GPD pode ser empregada.

2.4 Metodologia

Conforme argumentos de Chesney et al. (2011), o estudo do possível impacto de eventos extremos sobre o comportamento no preço de ações pode ser conduzido por meio da comparação do retorno observado das ações no dia seguinte ao evento extremo, com o valor em risco (VaR) estimado para esse dia e computado mediante diferentes níveis de confiança. No caso da ocorrência de chuvas extremas, se o retorno observado da ação no dia seguinte ao evento extremo for menor que

o respectivo VaR estimado, então, pode-se concluir que o evento pluviométrico extremo considerado tem impacto significativo sobre o retorno da ação em análise (Chesney et al., 2011).

Formalmente, considerando t o dia de ocorrência de chuva extrema, isto é, aquele em que se verifica precipitação pluviométrica acima de $50mm$; $R_{i,t+1}$ o retorno financeiro da ação i no dia $t + 1$; e $\widehat{VaR}_{i,t+1}$ o valor em risco estimado para o dia $t + 1$, dessa forma, se $R_{i,t+1} < \widehat{VaR}_{i,t+1}$, então, o evento ocorrido no dia t é considerado apresentar impacto significativo sobre o retorno financeiro da ação avaliada.

2.4.1 Coleta de Dados e Variáveis

Com o objetivo de verificar se a ocorrência de chuvas extremas impacta o preço de ações do setor de alimentos no Brasil, foram coletados dados de preços em reais (R\$), diários, de ações de empresas da indústria brasileira de alimentos. Em janeiro de 2015, existiam 16 empresas do setor de alimentos listadas na BM&FBovespa, distribuídas em cinco segmentos: agrícola, café, carnes e derivados, grãos e laticínios.

De acordo com esses segmentos, os critérios utilizados para a seleção das empresas foram: I) a extensão; II) a liquidez; III) a regularidade; e IV) a consistência das séries financeiras visando à maior robustez para o ajuste dos modelos. Além disso, foram consideradas, somente, as empresas que permaneciam com o capital aberto até o dia 30/12/2014. Por exemplo, as empresas que apresentaram dados faltantes ou inconsistentes na base de dados, ou que, antes do dia 30/12/2014, já não assinalavam dados de preços de ações, não foram consideradas na amostra. Ademais, empresas que apresentavam séries de dados financeiros com menos de 1.300 observações, também, não foram empregadas devido ao tamanho das janelas (500, 750 e 1.000) de observações que foram utilizadas para o ajuste dos

modelos.

A data de início da coleta dos dados de cada ação corresponde ao dia de abertura de seu capital na Bolsa de Valores BM&FBovespa e a data final foi 30/12/2014 para cada uma das empresas. Tais informações foram coletadas a partir do *site* de informações financeiras Bloomberg.

Consoante os critérios de escolha descritos, do total das 16 empresas listadas na BM&FBovespa, foram selecionadas seis delas, as quais são apresentadas na tabela 2.2.

A título de contextualização, a tabela 2.3 reporta o perfil geral das empresas selecionadas, em cinco aspectos: I) principais acionistas e suas participações; II) controle de cada acionista (privado ou público); III) país de origem de cada acionista; IV) governança corporativa (segmento de listagem na BM&FBovespa e se tem comitê de gestão de riscos); e V) posição em derivativos.

Tabela 2.2: Empresas Analisadas da Indústria Brasileira de Alimentos

Empresa	ISIN	Código	Segmento	NAICS	Data ^(a)	Valor (US\$ Mi) ^(b)
Renar Maçãs S.A.	BRRNARACNOR6	RNAR3	Agricultura	111331	28/02/2005	9,26
SLC Agrícola S.A.	BRSLCEACNOR2	SLCE3	Agricultura	111191	15/06/2007	526,21
Vanguarda Agro S.A.	BRVAGRACNOR2	VAGR3	Agricultura	111191	21/11/2006	206,86
Minerva S.A.	BRBEEFACNOR6	BEEF3	Carnes e Derivados	112111	19/07/2007	556,64
BRF Brasil S.A.	BRBRFSACNOR8	BRFS3	Carnes e Derivados	112111	19/05/2009	20.886,68
JBS S.A.	BRJBSSACNOR8	JBSS3	Carnes e Derivados	112111	28/03/2007	12.441,06

Nota: Informações obtidas a partir da BM&FBovespa. ^(a) Data inicial de fechamento do preço da ação. ^(b) Valor de mercado das empresas referente ao dia 30/12/2014 (em milhares de dólares). Cotação do dólar em 30/12/2014 no valor de R\$2,65 segundo o IPEA.

Tabela 2.3: Perfil Geral das Empresas Analisadas

Empresas	Composição Acionária (Principais)	Participação	Controle	Origem	Governança Corporativa	Posição de Hedge
Renar Maçãs S.A.	Edgar Safidí	27,78%	Privado	Brasil	Novo Mercado na BM&FBovespa Não possui Comitê de Riscos	Não tem
	Siwa Fundo de Invest.	14,06%	Privado	Brasil		
	Efc Participações Sa	11,88%	Privado	Brasil		
	Willyfrey Partic.	9,82%	Privado	Brasil		
SLC Agrícola S.A.	SLC Participações S.A.	51,03%	Privado	Brasil	Novo Mercado na BM&FBovespa Comitê de Gestão de Riscos	cambial, taxas de juros crédito <i>commodities</i> agrícolas
	Deutsche Bank	6,77%	Privado	Alemanha		
	Credit Suisse Hed. Griffo	5,56%	Privado	Brasil		
Vanguarda Agro S.A.	Helio Seibel	17,81%	Privado	Brasil	Novo Mercado na BM&FBovespa Comitê de Gestão de Riscos	cambial, taxas de juros crédito <i>commodities</i> agrícolas
	Gávea Investimentos	14,98%	Privado	Brasil		
	Silvio de Araújo	13,90%	Privado	Brasil		
	Otaviano Pivetta	11,99%	Privado	Brasil		
	EWZ Investments	11,20%	Privado	EUA		
	Salo Seibel	5,36%	Privado	Brasil		
	Minerva S.A.	VDO Holdings S.A.	32,87%	Privado		
BRF S.A.		15,10%	Privado	Brasil		
Fidelity Asset Management		6,16%	Privado	EUA		
Sul América Investimentos		5,72%	Privado	Brasil		
BRF S.A.	Fundo Petros	12,49%	Público	Brasil	Novo Mercado na BM&FBovespa Comitê de Gestão de Riscos	cambial, taxas de juros <i>commodities</i> agrícolas gado, crédito
	Fundo Previ	10,94%	Público	Brasil		
	Tarpon	10,49%	Privado	Brasil		
JBS S.A.	FB Participações e Banco Original	41,10%	Privado	Brasil	Novo Mercado na BM&FBovespa Comitê de Gestão de Riscos	cambial, taxas de juros <i>commodities</i> agrícolas gado, crédito
	BND&S Participações S.A.	23,19%	Público	Brasil		
	Caixa Econômica Federal	10,07%	Público	Brasil		

Nota: Informações obtidas a partir da BM&FBovespa em agosto de 2015.

Os intervalos de tempo para análise de cada ação foram diferentes, visto que foi utilizada, como início, a data de abertura de capital das empresas na BM&FBovespa. Por exemplo, conforme a tabela 2.2, o intervalo de tempo correspondente à empresa Renar Maçãs compreende o período de 28/02/2005 a 30/12/2014.

Quanto à avaliação do impacto pluviométrico correspondente aos respectivos retornos das ações sob análise, foram coletados dados diários de precipitação pluviométrica nas principais regiões de atuação das empresas, conforme procedimento recomendado por Pérez e Yun (2013) e Prodan (2013). Esses dados de precipitação pluviométrica no território brasileiro foram coletados a partir do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), órgão oficial brasileiro, ligado ao Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento do Brasil.

A figura 2.3 ilustra, de forma geral, as principais localizações consideradas das regiões de atuação das seis empresas analisadas.

Após a verificação da posição geográfica da principal região de atuação de cada empresa considerada, foi acessado o *site* do Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa (BDMEP) do INMET (BDMEP, 2015) para identificar as estações meteorológicas mais próximas dessas regiões (Prodan, 2013). A partir disso, os dados diários de precipitação pluviométrica foram coletados de acordo com os intervalos de tempo analisados para cada empresa selecionada. Vale ressaltar que o banco de dados do BDMEP está de acordo com as normas técnicas internacionais da Organização Meteorológica Mundial (BDMEP, 2015).

Para as empresas que atuam em mais de uma região geográfica, foram considerados os dados diários máximos de pluviometria das respectivas estações meteorológicas mais próximas, em função de se investigar somente os dias de chuvas extremas. Ou seja, precipitação pluviométrica diária acima de 50 mm. Dessa maneira, é possível capturar o efeito de chuvas extremas nas distintas localidades de atuação de cada empresa.

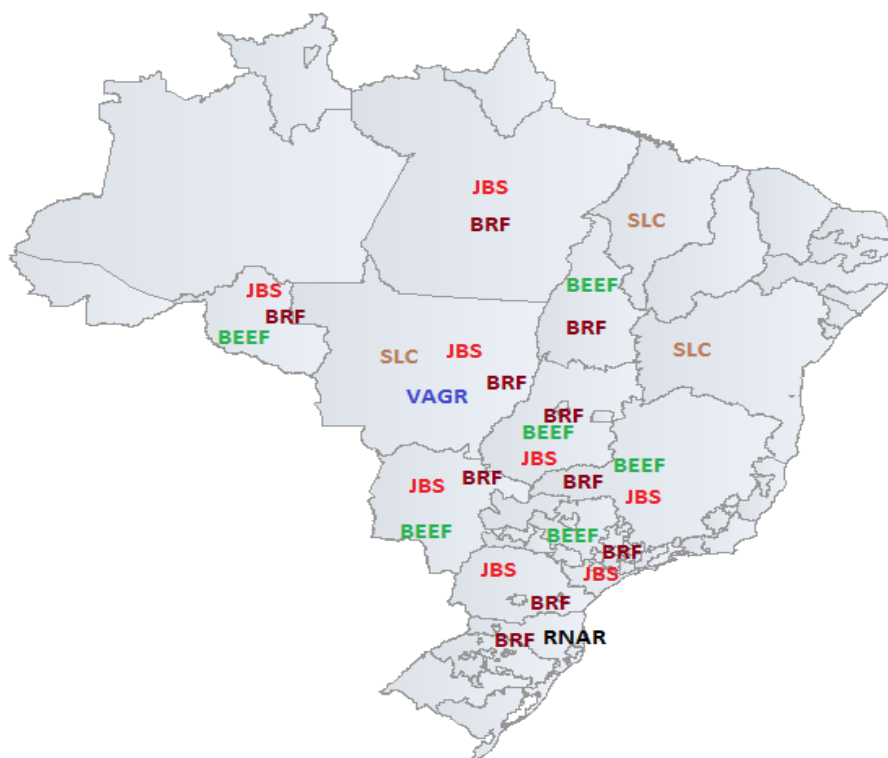
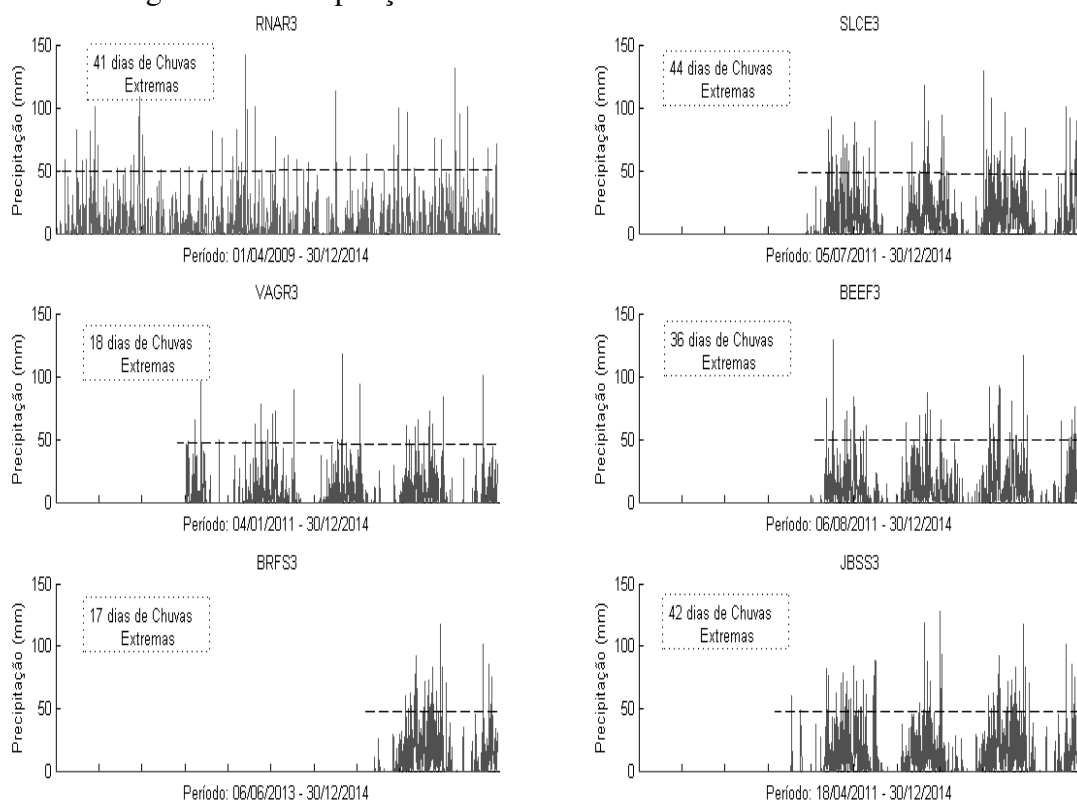


Figura 2.3: Principais Regiões de Atuação das Seis Empresas Analisadas.
Nota: Elaboração Própria. Utilização do *software* MapWindow GIS.

O critério de considerar precipitação pluviométrica diária acima de 50 mm, foi utilizado para determinar os dias de ocorrência de chuvas extremas, conforme adotado pelo INMET e assumido por Walter (2007).

A figura 2.4 ilustra a pluviometria diária das principais regiões de atuação das seis empresas estudadas. Em virtude do emprego de janelas com até 1.000 observações de preços diários para ajuste dos modelos, a data inicial de cada série de chuvas inicia-se 1.000 dias após a abertura de capital de cada empresa sob análise, encerrando-se em 30/12/2014.

Figura 2.4: Precipitação Pluviométrica Diária no Período Analisado



Nota: Precipitação pluviométrica diária (mm). A data inicial de cada série começa 1.000 dias após a data inicial de abertura de capital de cada empresa. A data final é de 30/12/2014, sendo a mesma para todas as séries. As retas tracejadas correspondem a 50 mm de chuvas no dia. O eixo x corresponde às observações diárias e o eixo y corresponde às precipitações pluviométricas.

Ao observar a figura 2.4 constata-se, nos períodos de tempo analisado, o número de dias com ocorrência de chuvas extremas para cada empresa. Verifica-se, ainda, que no período de 05/07/2011 a 30/12/2014, na região de atuação da empresa SLC Agrícola aconteceram 44 dias de chuvas extremas, podendo impactar negativamente sua produção e, conseqüentemente, o retorno de suas ações.

A empresa BRF apresentou o menor número de dias de chuvas extremas (17 dias), visto ser o menor período de tempo avaliado entre 06/06/2013 e 30/12/2014. Apesar disso, as conseqüências econômicas no preço de suas ações podem ser expressivas, conforme será detalhado na seção . Dessa forma, na seção 2.5, esses dias de chuvas extremas são investigados para verificação de seus impactos sobre o preço das ações das seis empresas sob análise.

Além do impacto pluviométrico, aspectos idiossincráticos das empresas tais como governança, natureza do controle acionário e endividamento poderiam afetar, também, o preço das ações. No entanto, tal análise, não fez parte do escopo deste trabalho devido ao número de apenas seis empresas. Em adição, notícias econômicas nos dias posteriores aos dias de chuvas extremas, também, poderiam influenciar o retorno das ações (Cutler, Poterba e Summers, 1989). Esses eventos econômicos não foram tratados neste estudo, porém, no Apêndice B desta tese, encontram-se as principais notícias econômicas referentes aos dias posteriores aos de chuvas extremas. A título de ilustração, conforme Cutler et al. (1989), observa-se no Apêndice B que nos dias de chuvas extremas as perdas médias incorridas nos retornos das ações somente nos dias de chuvas extremas são superiores em relação às perdas médias incorridas considerando todos os dias desde a abertura de capital de cada empresa.

2.4.2 Modelo e Procedimento de Análise

Tendo em vista que o presente trabalho se concentra na avaliação do impacto de eventos climáticos extremos, a metodologia empregada refere-se ao ajuste da cauda da distribuição de uma série financeira, preterindo o caráter pouco informativo do centro da distribuição. Para isso, tal ajuste requereu um procedimento estruturado para estimar o VaR, de tal maneira que o mesmo tenha acurada performance preditiva (Mendes, 2000).

Como as séries financeiras, em geral, apresentam dependência temporal e tendem a formar agrupamentos de volatilidade, no presente trabalho, o ajuste da distribuição dos retornos financeiros é desempenhado com emprego de uma abordagem GARCH-TVE (McNeil e Frey, 2000). Este tipo de abordagem é sustentado, também, em Kuester et al. (2006), os quais mostram que o método híbrido, que combina o modelo autoregressivo generalizado de heterocedasticidade condicional (GARCH) com uma abordagem usando TVE, desempenha melhor que outros métodos, tais como GARCH, Normal e t-Student.

Em adição, outras pesquisas acerca das estimativas do VaR usando abordagem GARCH e TVE podem ser encontradas nos trabalhos de Longin (2005), Bali, Mo e Tang (2008), Zhao et al. (2010) e Karmakar (2013).

No presente trabalho, o modelo autoregressivo AR(1) é ajustado à série de retornos com o intuito de eliminar a autocorrelação serial entre as observações. Os resíduos do modelo AR(1) são ajustados por um modelo GARCH(1,1) devido à sua heterocedasticidade condicional. Como consequência, os resíduos padronizados desse modelo AR-GARCH, em geral, não mais apresentam *clusters* de volatilidade e dependência temporal, conforme requerido pela TVE para ajustar a GPD (Mendes, 2000). Por parcimônia e efetividade, a ordem empregada nos modelos foi AR(1)-GARCH(1,1), conforme documentado em McNeil e Frey (2000).

Diante disso, no presente estudo, para aplicação da TVE, as séries de retornos

financeiros dos ativos foram ajustadas individualmente por um modelo ARMA-GARCH. Ou seja, foi aplicado um modelo de volatilidade que varia no tempo para as séries de retornos de ações da indústria brasileira de alimentos. A partir disso, as inovações (resíduos padronizados) desse modelo ARMA-GARCH foram ajustadas pela Distribuição Generalizada de Pareto (GPD).

Para tal abordagem, a dinâmica dos retornos diários é assumida da forma (2.4.1):

$$R_{i,t} = \mu_{i,t} + \sigma_{i,t}Z_{i,t}, \quad (2.4.1)$$

onde $R_{i,t}$ representa uma série de log-retornos negativos de observações diárias de uma ação i , no dia t , e as inovações $Z_{i,t}$ correspondem a um processo de ruído branco assumido seguir uma distribuição Normal padrão.

Conforme destacado por McNeil e Frey (2000), por parcimônia e efetividade, considerou-se um modelo AR(1) para modelar a dinâmica da média condicional $\mu_{i,t}$, e um processo GARCH(1,1) para ajustar a volatilidade condicional $\sigma_{i,t}^2$. Assim,

$$\mu_{i,t} = \varphi R_{i,t-1} \quad (2.4.2)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = \alpha_{i,0} + \alpha_{i,1}\epsilon_{i,t-1}^2 + \beta\sigma_{i,t-1}^2, \quad (2.4.3)$$

onde $\alpha_{i,0} > 0$, $\alpha_{i,1} > 0$, $\beta > 0$, $\epsilon_{i,t} = R_{i,t} - \mu_{i,t}$ e $\alpha_{i,1} + \beta < 1$.

A partir das inovações do modelo ARMA-GARCH ajustado, estimaram-se os parâmetros da distribuição GPD porque essas inovações não tiveram presença de *clusters* de volatilidade e nem dependência temporal, que são requisitos para aplicação da GPD.

Na operacionalização do ajuste aos dados empíricos, foram identificados, na região de principal atuação de cada empresa (Pérez e Yun, 2013) sob análise, os dias de ocorrência de chuvas extremas (precipitação pluviométrica diária $\geq 50mm$ (Muniz, de Assis e de Souza, 2014)).

Em cada dia identificado como tendo ocorrido chuva extrema, foram consideradas janelas de observações correspondentes de log-retornos diários históricos até o dia desse evento extremo. Dessa maneira, foram utilizadas sub-amostras com 500, 750 e 1.000 observações diárias históricas para ajuste dos modelos AR(1)-GARCH(1,1)-GPD. A intenção dessas sub-amostras empregadas era analisar o *backtesting* conduzido.

Com essas amostras de retornos financeiros, estimaram-se os parâmetros $(\hat{\varphi}, \hat{\alpha}_0, \hat{\alpha}_1, \hat{\beta})$ do modelo AR(1)-GARCH(1,1). Consequentemente, a série de médias condicionais $(\hat{\mu}_{t-n+1}, \dots, \hat{\mu}_t)$ e a série de desvios-padrões condicionais $(\hat{\sigma}_{t-n+1}, \dots, \hat{\sigma}_t)$ foram obtidas recursivamente usando (2.4.2) e (2.4.3).

Diante do ajuste do modelo AR(1)-GARCH(1,1), foi possível obter os resíduos padronizados apresentados em (2.4.4):

$$(z_{i,t-n+1}, \dots, z_{i,t}) = \left(\frac{R_{i,t-n+1} - \hat{\mu}_{i,t-n+1}}{\hat{\sigma}_{i,t-n+1}}, \dots, \frac{R_{i,t} - \hat{\mu}_{i,t}}{\hat{\sigma}_{i,t}} \right), \quad (2.4.4)$$

que são aproximadamente iid, sendo esta, também, uma das condições para aplicação da TVE (Embrechts et al., 1997).

Diante do exposto, ajustou-se a cauda da distribuição dos resíduos padronizados dados em (2.4.4) com o emprego da TVE. Essa abordagem foi desenvolvida a partir da distribuição dos excessos (considerado 10% como limiar) dos resíduos padronizados aplicando a distribuição Generalizada de Pareto (GPD) dada em (2.4.5).

$$W_{\xi,\delta}(y) = 1 - \left(1 + \frac{\xi y}{\delta}\right)^{-1/\xi}. \quad (2.4.5)$$

Para implementação da TVE, os resíduos padronizados foram ordenados em estatísticas de ordem: $z_{(1)}, \dots, z_{(n)}$. Dessa forma, a distribuição dada em (2.4.5) foi ajustada aos resíduos em excesso acima do limiar $z_{(k+1)}$, ou seja, aos dados $(z_{(1)} - z_{(k+1)}, \dots, z_{(k)} - z_{(k+1)})$, onde k corresponde ao número de dados na cauda da distribuição.

Assim, o quantil \hat{z}_q estimado para a cauda da distribuição é dado por (2.4.6):

$$\hat{z}_q = z_{(k+1)} + \frac{\hat{\delta}_k}{\hat{\xi}_k} \left(\left(\frac{1-q}{k/n} \right)^{-\hat{\xi}_k} - 1 \right). \quad (2.4.6)$$

Finalmente, o VaR foi estimado da forma apresentada em (2.4.7):

$$\widehat{VaR}_{i,q} = \hat{\mu}_{i,t+1} + \hat{\sigma}_{i,t+1} \hat{z}_{i,q}, \quad (2.4.7)$$

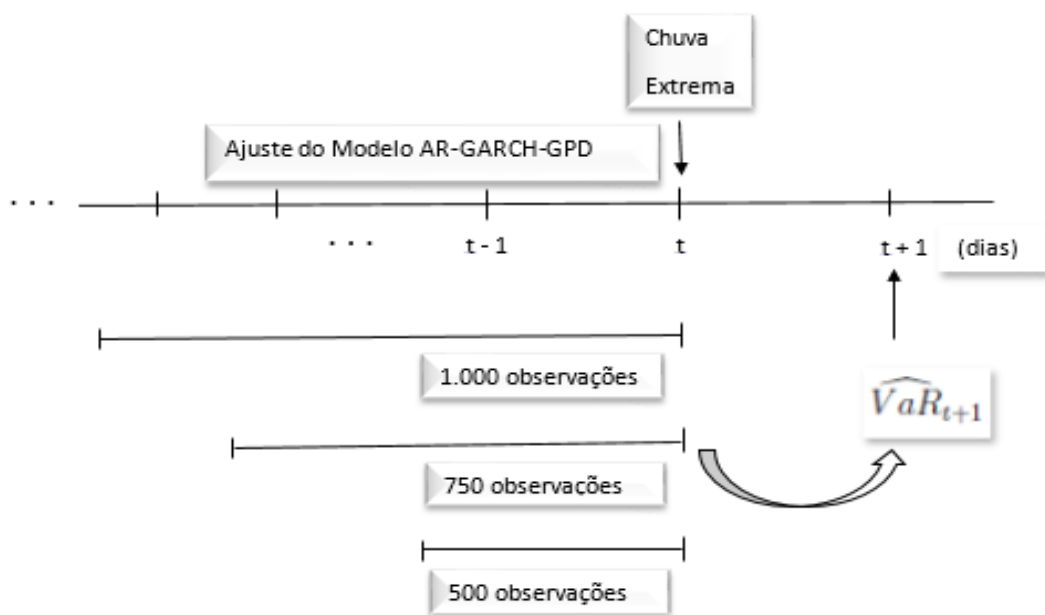
onde $\hat{\mu}_{i,t+1} = \hat{\varphi} R_{i,t}$ e $\hat{\sigma}_{i,t+1} = \sqrt{\hat{\alpha}_0 + \hat{\alpha}_1 \hat{\epsilon}_t^2 + \hat{\beta} \hat{\sigma}_t^2}$, sendo $\hat{\epsilon}_{i,t} = R_{i,t} - \hat{\mu}_{i,t}$ e $\hat{z}_{i,q}$ dado na expressão (2.4.6).

Enfatiza-se que, o VaR estimado por essa abordagem captura dois importantes fatos estilizados presentes em séries de retornos financeiros: *cluster* de volatilidade e distribuição com caudas pesadas.

A figura 2.5 ilustra o procedimento adotado para estimação do risco, oriundo de chuvas extremas, associado às séries de retornos financeiros de ações pertencentes a empresas da indústria de alimentos no Brasil.

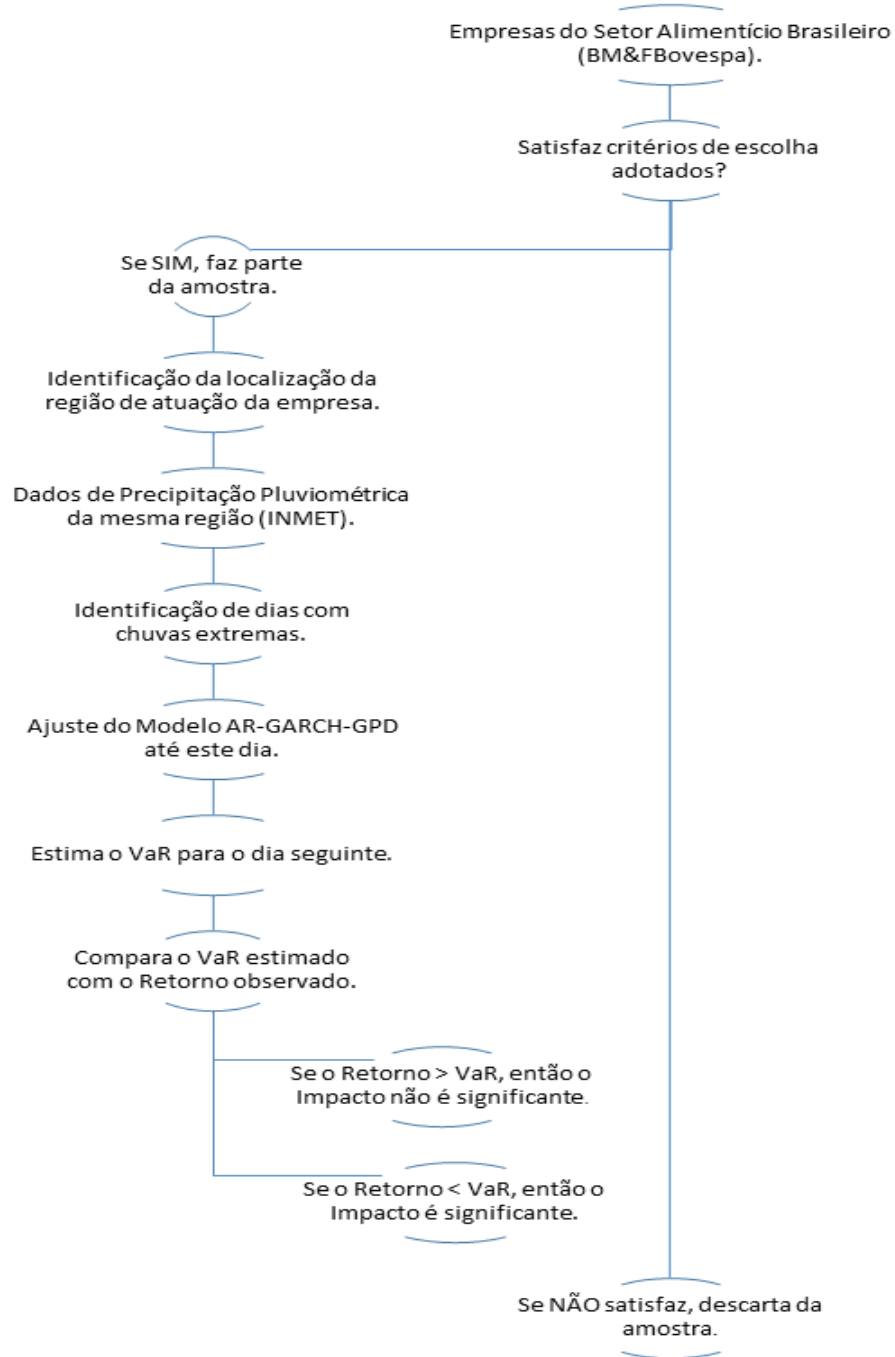
A figura 2.6 apresenta, resumidamente, o procedimento de análise adotado no presente estudo.

Figura 2.5: Ilustração do Procedimento de Análise



Nota: O dia correspondente de chuva extrema está representado na data t . Até o dia correspondente ao evento (dia t), são construídas janelas com 1.000, 750 e 500 observações anteriores. A partir dessas observações, são estimados o modelo AR-GARCH-GPD. Para cada modelo é estimado o VaR um passo a frente, correspondente ao dia $t + 1$. Dessa forma, no dia $t + 1$, são comparados os retornos financeiros observados das ações com os respectivos VaRs estimados.

Figura 2.6: Fluxograma do Procedimento de Análise



2.5 Resultados

Com o intuito de identificar o possível impacto dos dias de ocorrência de chuvas extremas sobre os retornos financeiros das ações analisadas, nesta seção, são apresentados: I) as estatísticas descritivas, II) os gráficos dos log-retornos, III) ajuste inicial do modelo AR(1)-GARCH(1,1)-GPD, IV) os impactos das chuvas extremas nas seis empresas e V) um teste de avaliação do VaR.

A tabela 2.4 apresenta as principais estatísticas descritivas das séries diárias de log-retornos de cada uma das seis ações analisadas.

Tabela 2.4: Estatísticas Descritivas das Séries de Log-Retornos

	Ações Analisadas					
	RNAR3	SLCE3	VAGR3	BEEF3	BRFS3	JBSS3
Média	-0,00071	0,000051	-0,00211	-0,00025	0,001001	0,000189
Desvio padrão	0,042185	0,0301151	0,037899	0,027272	0,016972	0,033562
Curtose	11,84209	14,417328	19,24052	3,09336	2,032299	4,511138
Assimetria	1,456861	0,1441469	1,886651	0,027537	0,151621	-0,08005
Mínimo	-0,24877	-0,246747	-0,17271	-0,17306	-0,0738	-0,25169
Máximo	0,434099	0,3252805	0,431464	0,123911	0,09291	0,240657
Jarque-Bera	6.491***	16.074***	31.934***	729,14***	241,94***	16.186***
N	2421	1866	2004	1842	1391	1919

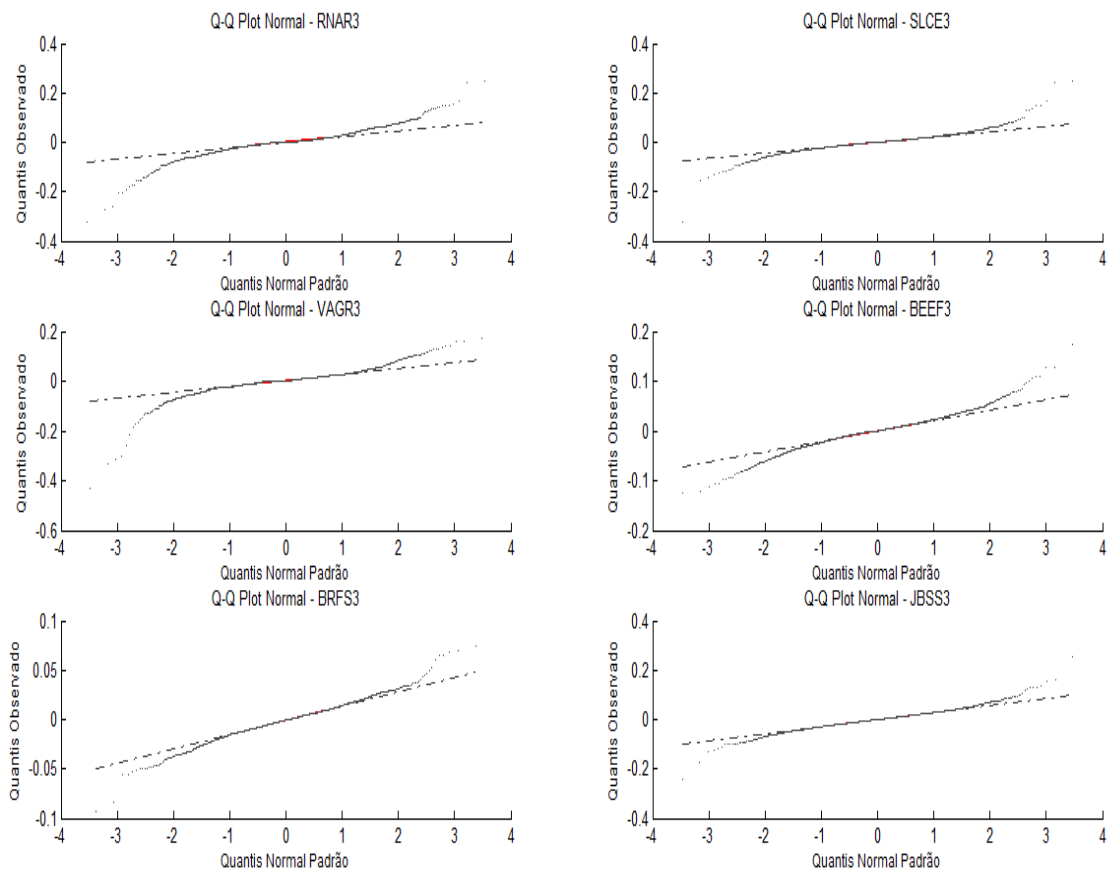
Nota: Estatísticas descritivas calculadas a partir das séries diárias de log-retornos ($R_{i,t} = \log(P_{i,t}/P_{i,t-1})$) correspondente ao preço $P_{i,t}$ de cada ação i no dia t . Jarque-Bera corresponde a estatística de Jarque-Bera para testar a hipótese nula de normalidade das séries. N corresponde ao número total de observações diárias para cada ação. ***, **, *, representam 1%, 5% e 10% de significância, respectivamente.

Verifica-se na tabela 2.4 que as médias diárias de retornos de todas as ações são próximas a zero, e as medidas de assimetria e curtose apontam para a não-normalidade das séries, o que é ratificado pela estatística de Jarque-Bera, a qual apresentou-se significativa para todas as ações analisadas, ao nível de 1%.

A figura 2.7 corrobora o fato de que essas séries financeiras apresentam caudas pesadas em suas distribuições e as mesmas não seguem uma distribuição Normal.

Essa constatação era esperada para o comportamento da maior parte das séries financeiras (Tsay, 2005).

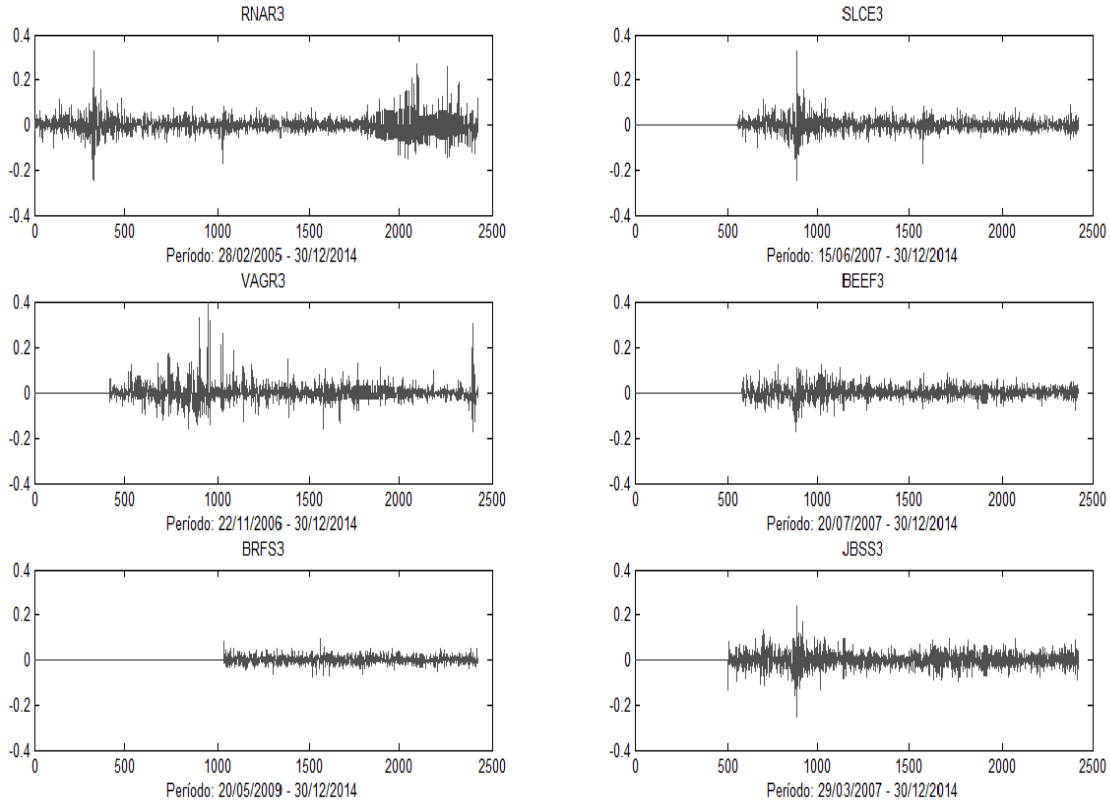
Figura 2.7: Q-Q Plot Normal - Séries Financeiras



Nota: Gráfico Normal quantil-quantil (Q-Q Plot Normal) calculado para cada série financeira a partir dos seus log-retornos diários. O eixo x representa os quantis empíricos esperados para a distribuição Normal Padrão. O eixo y representa os quantis observados de cada uma das séries.

A figura 2.8 apresenta os gráficos dos log-retornos diários correspondentes a cada uma das seis ações analisadas.

Figura 2.8: Log-Retornos Diários



Nota: Log-Retornos diários de cada ação. Início de cada série começa na data inicial de abertura de capital de cada empresa. A data final é de 30/12/2014, sendo a mesma para todas as séries. O eixo x corresponde as observações diárias e o eixo y corresponde aos log-retornos.

Juntamente com a figura 2.8, a tabela 2.4 elenca características presentes em análises de séries financeiras, tais como presença de volatilidade, movimentos extremos eventuais, *clusters* de volatilidade e distribuição de probabilidade com caudas pesadas. Assim, esses achados evidenciam a necessidade de ajustar um modelo AR(1)-GARCH(1,1) às séries diárias de log-retornos.

Sendo assim, foi estimado o modelo AR(1)-GARCH(1,1) (com distribuição Normal) para as séries financeiras de log-retornos negativos, para cada uma das seis ações analisadas. Sobre os extremos dos resíduos dos modelos estimados, considerando o 90º percentil (McNeil e Frey, 2000), foi ajustado o modelo de

Distribuição Generalizada de Pareto (GPD) para cada ação. A respeito disso, os resultados dos modelos ajustados para a amostra completa são apresentados na tabela 2.5.

Conforme reportado na tabela 2.5, os coeficientes dos modelos AR-GARCH ajustados foram quase todos (exceto o coeficiente AR(1) de JBSS3) significantes a 1% de significância (Chesney et al., 2011). Enfatiza-se que os testes de Ljung-Box, tanto para os resíduos como para o quadrado dos resíduos de cada série, foram não significantes. Ou seja, os testes apontam que os resíduos e seus quadrados não apresentaram autocorrelação serial. Como consequência disso, essa indicação dos resíduos serem iid expressam condições primordiais para posterior ajuste que foi elaborado a partir da Teoria de Valores Extremos usando a distribuição GPD.

Concomitantemente, tem-se, ainda, que os coeficientes estimados pela GPD foram todos significantes. Por isso, esses resultados são importantes no presente estudo, visto que a constatação da significância do impacto de chuvas extremas sobre o respectivo retorno das ações foi realizada a partir dos VaRs estimados pela metodologia apresentada.

Tabela 2.5: Modelos AR(1)-GARCH(1,1)-GPD para amostras completas.

	Ações Analisadas					
	RNAR3	SLCE3	VAGR3	BEEF3	BRFS3	JBSS3
AR(1)						
$\hat{\varphi}$	-0,0551*** (0,0108)	0,0085*** (0,0017)	-0,0131*** (0,0021)	0,0243*** (0,0023)	-1,06e-05 (0,0295)	-0,0656** (0,0224)
GARCH(1,1)						
$\hat{\alpha}_0$	7,59e-06*** (1,57e-06)	1,46e-05*** (2,83e-06)	5,84e-05*** (3,20e-06)	8,47e-06** (2,35e-06)	9,49e-05** (3,66e-05)	2,66e-05*** (6,84e-06)
$\hat{\alpha}_1$	0,0641*** (0,0058)	0,0652*** (0,0066)	0,2276*** (0,0124)	0,0359*** (0,0068)	0,0855** (0,0259)	0,0687*** (0,0096)
$\hat{\beta}$	0,9316*** (0,0059)	0,9152*** (0,0086)	0,7724*** (0,0079)	0,9320*** (0,0079)	0,5803*** (0,1459)	0,9049*** (0,0142)
AIC	-9.999,20	-8.405,10	-8.047,40	-8.391,60	-7.410,40	-7.928,40
Jarque-Bera	0,0001***	0,0001***	0,0001***	0,0001***	0,0001***	0,0001***
Ljung-Box (res)	0,4775	0,5173	0,1455	0,0649	0,5969	0,3348
Ljung-Box (res2)	0,3374	0,4163	0,8975	0,9414	0,4161	0,7719
GPD						
$\hat{\delta}$	0,5043*** (0,0043)	0,5378*** (0,0088)	0,5445*** (0,0152)	0,5013*** (0,0887)	0,5224*** (0,1006)	0,5805*** (0,0943)
$\hat{\xi}$	0,0859*** (0,0119)	0,0991** (0,0229)	0,0426*** (0,0033)	0,0201*** (0,0085)	0,0800** (0,0244)	0,0132** (0,0068)

Nota: Os valores que estão entre parênteses, correspondem ao desvio-padrão do coeficiente estimado. O resultado do teste Jarque-Bera corresponde ao valor-p já calculado. O teste de Ljung-Box foi feito para os resíduos (res) e resíduos ao quadrado (res2) do modelo AR(1)-GARCH(1,1). Os resultados dos testes de Ljung-Box correspondem ao valor-p calculado. ***, **, *, representam 1%, 5% e 10% de significância, respectivamente.

2.5.1 Impacto das Chuvas Extremas

Tendo em vista a identificação do impacto de chuvas extremas e sua magnitude, a partir do emprego da metodologia apresentada, foram calculados os VaRs (90%, 95% e 99%) para o dia subsequente àquele considerado como extremo.

O dia seguinte ao evento (e não o próprio dia) foi considerado devido à ocorrência do horário da chuva no dia. Esse acúmulo de chuvas pode ter ocorrido em períodos posteriores ao fechamento da bolsa de valores ou em momentos esparsos durante o dia. Assim, foi considerado o dia seguinte ao evento como critério para averiguação se o impacto era significativo ou não.

Nos três níveis de confiança e, em cada sub-amostra (500, 750 e 1.000 observações) empregada, a estimativa do VaR apresentou-se estável, conforme também relatado em Karmakar (2013).

Mediante cada estimativa de VaR encontrada, foram analisados os log-retornos ocorridos no dia subsequente às chuvas extremas e comparados com o respectivo VaR previsto. Nos casos em que os log-retornos foram menores que o VaR estimado, foram os eventos extremos que apresentaram impactos significantes sobre o retorno das ações (Chesney et al., 2011).

Ressalta-se que, para identificação dos eventos extremos que foram considerados significantes, foram ajustados um total de 1.782 modelos para posterior estimativa do VaR associado. Para cada evento extremo foi ajustado um modelo em cada sub-amostra (500, 750 e 1.000 observações) e, ainda, para cada nível de confiança (90%, 95% e 99%). Dessa maneira, o resultado individual desses não são apresentados no presente trabalho. A rotina computacional utilizada para construção dos modelos foi desenvolvida utilizando o *software* Matlab e encontra-se no Apêndice a esta tese.

Os resultados finais obtidos por essa metodologia estão reportados na tabela 2.6.

Tabela 2.6: Impacto de Chuvas Extremas

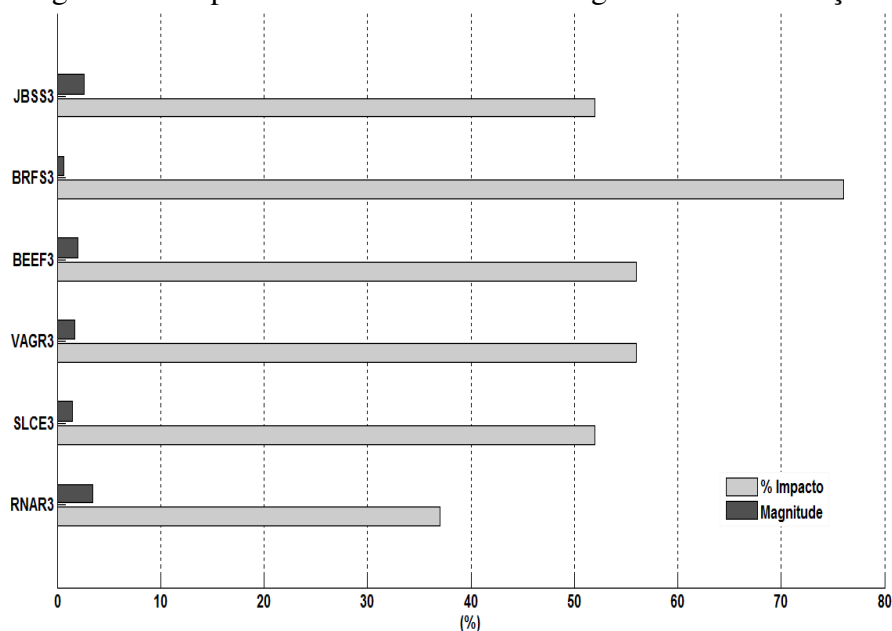
	Ações Analisadas					
	RNAR3	SLCE3	VAGR3	BEEF3	BRFS3	JBSS3
Data inicial ^(a)	01/04/2009	05/07/2011	04/01/2011	06/08/2011	06/06/2013	18/04/2011
Data final ^(b)	30/12/2014	30/12/2014	30/12/2014	30/12/2014	30/12/2014	30/12/2014
# eventos extremos ^(c)	41	44	18	36	17	42
# impactos ^(d)	15	23	10	20	13	22
% Impacto ^(e)	36,59%	52,27%	55,56%	55,56%	76,47%	52,38%
Magnitude ^(f)	3,41%	1,49%	1,70%	1,99%	0,66%	2,59%

Nota: ^(a) A data inicial de análise para verificação de chuvas extremas foi considerada a partir de 1.000 dias após o primeiro log-retorno observado para cada ação. Isso deve-se ao fato de poder ter uma amostra inicial de até 1.000 observações para estimar o VaR. ^(b) Último dia de observações. ^(c) Número de dias que ocorreram chuvas extremas no período analisado. ^(d) Quantidade de dias que impactaram de forma significativa. ^(e) Quantidade de dias (em percentual) com impactos considerados significantes. ^(f) Perda média diária calculada a partir dos dias que tiveram impactos significantes.

A tabela 2.6 apresenta, por exemplo, que no período analisado (entre 18/04/2011 e 30/12/2014) ocorreram 42 dias com chuvas extremas na principal região de atuação da empresa JBS. Desse total de dias, pela metodologia desenvolvida, constata-se que 22 dias (52,38% do total) impactaram de forma significativa no retorno da ação da JBS, cuja magnitude média de perda foi de 2,59% no dia subsequente ao evento extremo. Como consequência, a JBS teve perda média de aproximadamente US\$322 Mi em seu valor de mercado em função de chuvas extremas.

A título de ilustração, a figura 2.9 representa as proporções relativas de impactos considerados significantes, e a respectiva magnitude percentual do impacto sobre o retorno financeiro de cada ação, a partir das informações reportadas na tabela 2.6.

Figura 2.9: Impacto Pluviométrico e sua Magnitude em cada Ação



Nota: Impacto pluviométrico e sua magnitude obtidos a partir da tabela 2.6. O eixo y corresponde às empresas analisadas. % Impacto refere-se ao percentual de dias com chuvas extremas que tiveram impacto significativo. Magnitude corresponde a perda diária média em (%), calculada a partir dos dias que ocorreram impactos significantes.

De acordo com a tabela 2.6, verifica-se, em termos absolutos, que o número de dias com chuvas extremas foi menor para a empresa BRF (17 eventos), visto que o intervalo de tempo considerado para análise da empresa BRF foi menor em relação às demais. Mesmo assim, em termos de impactos, observou-se que aproximadamente 76,5% dos dias com chuvas extremas impactaram significativamente o retorno financeiro da ação da BRF.

Ainda a esse respeito, esse tipo de resultado mostra-se indispensável, pois esta empresa, que faz parte do subsetor de alimentos processados, teve participação (em abril de 2015) de 3,47% no índice da Bolsa de Valores de São Paulo (IBOVESPA) (BM&FBovespa, 2015a).

Ao considerar, ainda, que essa é uma das maiores companhias do país, observou-se maior estabilidade nos retornos financeiros de suas ações (figura 2.8), sendo a magnitude do impacto (perda média diária de 0,66%), devido a chuvas extremas, a menor entre as seis ações analisadas.

Conforme a tabela 2.3 a empresa BRF não tem nenhuma posição de derivativo climático. Essa empresa mostra-se preocupada com a variação climática em seus relatórios financeiros, no entanto, o tipo de posição de *hedge* assumida é em relação ao preço de *commodities* agrícolas, visto que os principais insumos de sua produção tem origem em grãos, soja e milho (BM&FBovespa, 2015b).

Esse impacto menor pode ser devido, também, ao tipo de investidor da ação dessa companhia (institucional, conforme tabela 2.3), visto que os resultados de Levy e Galili (2008) e Shu (2008) sugerem que o efeito da variação climática depende do tipo de investidor do mercado de ações. Contudo, esse tipo de investigação não é objeto do presente estudo, em decorrência do pequeno número de empresas selecionadas.

A título de ilustração, no dia 12/02/2014 houve chuva acumulada de 60 mm na principal região de atuação da BRF. O $\text{VaR}_{99\%}$ foi estimado em 0,58% para o

dia 13/02/2014. No entanto a perda incorrida na ação da BRF em 13/02/2014, foi de 0,6255%, que representa uma perda de aproximadamente US\$131 Mi em seu valor de mercado.

No mesmo subsetor, a empresa JBS, que teve participação (em abril de 2015) de 3,02% no IBOVESPA, apresentou aproximadamente 52,4% de impactos significativos sobre os seus retornos no período analisado, tendo expressiva perda esperada de 2,59% no dia após um evento extremo de chuva.

Apesar das empresas BRF e JBS serem do mesmo subsetor, os impactos advindos de chuvas extremas e seus efeitos mostraram-se diferentes nos retornos de suas ações. Isso decorre de diferentes fatores como: i) das empresas atuarem em regiões distintas, ii) pela existência de diferentes intervalos de tempos sob análise (Trombley, 1997) e iii) dos tipos de investidores das ações dessas companhias (Levy e Galili, 2008). Essa análise é sustentada por Keef e Roush (2002), os quais afirmam que o impacto climático depende da região específica de atuação de cada empresa.

Diante desses resultados, como as duas empresas BRF e JBS agrupadas tiveram participação (em abril de 2015) em torno de 6,5% do IBOVESPA, essas informações podem vir a ser relevantes aos investidores do mercado de ações que tenham intuito de diversificação de suas carteiras de investimentos a partir de previsão meteorológica.

Como forma de minimização de riscos oriundos de chuvas extremas, os investidores poderiam estruturar uma carteira de investimentos que tenha ações que apresentem correlações negativas com estas empresas para *hedgear* suas posições, de modo semelhante ao proposto por Chesney et al. (2011). Naquele trabalho, como forma de *hedge*, os autores sugerem carteiras com ações do setor bancário (nos 25 países analisados), o qual exibiu negativa significância devido ao risco de terrorismo.

A empresa Minerva, teve aproximadamente 55,6% dos dias de chuvas extremas impactantes sobre os seus retornos. Ou seja, mais da metade dos dias que apresentaram precipitação pluviométrica acima de 50 mm impactaram negativamente no retorno financeiro de suas ações.

As empresas SLC Agrícola e Vanguarda Agro apresentaram em torno de 54% de impactos significantes, cujas perdas esperadas ficaram próximas de 1,5% no dia posterior às chuvas extremas. Como essas duas empresas têm foco maior na produção de *commodities* agrícolas (algodão, soja e milho), isso pode acarretar atrasos na colheita ou até mesmo na qualidade dos grãos (BM&FBovespa, 2015c; Embrapa, 2015).

A empresa Renar Maçãs, que é produtora de maçãs, obteve impacto significativo de chuvas extremas menor (em torno de 36,5%) em relação as demais empresas analisadas. Contudo a magnitude do impacto de perda esperada (3,41%) foi a maior entre as seis ações analisadas, sendo este um resultado expressivo acerca do retorno de suas ações. Em razão de sua produção ser toda concentrada em uma única cidade, esta empresa apresenta maior vulnerabilidade associada à ocorrência de chuvas (Sietz et al., 2012). Ressalta-se, ainda, que a Renar Maçãs não tem nenhuma posição de *hedge* assumida, conforme destacado na tabela 2.3, podendo representar um expressivo risco em suas atividades.

Tendo em vista que os períodos de tempo avaliados são diferentes para cada ação, e localizações distintas entre as empresas, os impactos de chuvas extremas variam entre as ações analisadas. Esses achados corroboram com Vermeulen, Campbell e Ingram (2012), os quais constatam que impacto de mudanças climáticas acerca do sistema alimentar tende a ser variável temporalmente e geograficamente ao redor do mundo.

Mediante tais resultados, não se rejeita a hipótese **H**, do presente ensaio, que ocorrência de chuvas extremas impacta significativamente o retorno das ações do

setor alimentício brasileiro. Em adição, a magnitude de perda média diária das ações analisadas foi de 1,97%, o que representa, em termos de valor de mercado, perda média de aproximadamente US\$682,15 Mi em um único dia.

Ressalta-se que Murphy et al. (2012) afirmam da importância do uso de instrumentos de gerenciamento de riscos climáticos na América Latina que ainda mostram-se incipientes. Concomitantemente, tais achados podem vir a contribuir como incentivo ao uso de derivativos de chuvas no Brasil para empresas do setor alimentício, como forma de controle de riscos oriundos de chuvas extremas. Visto que as empresas analisadas não têm nenhuma posição assumida de derivativo climático em agosto de 2015 (conforme tabela 2.3).

Em razão dos resultados encontrados serem baseados em estimativas do VaR, é necessário um teste de avaliação de tais estimativas, para verificação de sua adequabilidade.

2.5.2 Teste de Avaliação do VaR

Modelos de avaliação de riscos são empregados na tomada de decisão por gestores de investimentos que almejam adequar a relação entre risco e retorno incorrido. Esses modelos também são usados por autoridades reguladoras que devem avaliar se instituições financeiras estão assumindo mais riscos do que poderiam suportar (Jorion, 2007).

No presente estudo, tendo em vista que medidas de risco são usadas para identificar se dias de chuvas extremas têm impacto significativo sobre o retorno financeiro de ações, foi necessário avaliar a adequabilidade e efetividade do poder preditivo do VaR estimado a partir de procedimentos de *backtesting* (McNeil e Frey, 2000).

A esse respeito, a metodologia mais empregada na literatura de *backtesting*, para o VaR, analisa a série de violações do VaR estimado, ou seja, em quais dias a

perda incorrida foi maior que o VaR estimado pelo modelo de risco. Dessa forma, a probabilidade de violação do VaR, no nível de significância p , será igual a p , de maneira que pode-se afirmar que, se o modelo estiver corretamente especificado, a série de violações será iid com distribuição de Bernoulli com parâmetro p . Assim, o número total de violações seguirá uma distribuição Binomial (McNeil e Frey, 2000; Chesney et al., 2011).

Um teste amplamente conhecido baseado nesse número de violações foi desenvolvido por Kupiec (1995). O teste de Kupiec identifica, estatisticamente, se o número de violações é consistente com o nível de significância do VaR estimado. Ou seja, testa a hipótese nula de que o modelo estima corretamente os quantis da distribuição sob análise.

Sob a condição de veracidade da hipótese nula, na região de 95% de confiança, o teste de Kupiec tem a razão de log-verossimilhança dada em (2.5.1), com distribuição assintótica Qui-Quadrado com um grau de liberdade.

$$LR = -2 \ln[(1 - p)^{T-N} p^N] + 2 \ln [1 - (N/T)]^{T-N} (N/T)^N, \quad (2.5.1)$$

onde, p é o nível de significância, T é o número de observações da amostra e N corresponde ao número de violações.

Por conseguinte, se o valor da estatística LR exceder o valor crítico da distribuição qui-quadrado, a hipótese nula é rejeitada e o modelo é considerado inadequado.

Para aplicação do teste de Kupiec, para cada ação em estudo, foi adotado o seguinte procedimento: o modelo AR(1)-GARCH(1,1)-GPD foi ajustado às primeiras n_0 observações (500, 750 e 1.000 observações). A partir do modelo estimado, fez-se uma simulação das inovações e estimou-se o VaR de um dia para 90%, 95% e 99% de confiança. Dessa maneira, foi verificado se a perda excedia o valor do VaR estimado, ou seja, se o VaR apresentava violação. Seguindo

esse processo, observava-se o próximo valor do retorno financeiro e aplicava-se novamente os passos anteriores, utilizando sempre uma janela de n_0 observações para estimar o próximo VaR. Esse procedimento foi repetido até o final da série de retornos financeiros para cada ação em estudo, em cada dia da amostra do período estudado.

Assim, os resultados referentes aos números de violações do VaR estimado para 95% e 99% de confiança e o respectivo teste de Kupiec são apresentados na tabela 2.7.

A partir da tabela 2.7, constata-se que o VaR foi estimado corretamente com 95% de confiança, considerando 10% de significância para todas as empresas analisadas. Dessa maneira, observa-se que o VaR estimado foi corretamente especificado pelo modelo AR(1)-GARCH(1,1)-GPD (Ergün e Jun, 2010; Huang, Huang e Chikobvu, 2014) para as seis ações analisadas. Pois, com base no teste de Kupiec, considerando uma janela móvel com 1.000 observações, o número de violações foi não significativo com 1% de significância.

Por sua vez, utilizando-se uma janela com 500 observações, teve-se um maior número de casos de violações significantes. Isso se deve ao fato do modelo ser estimado com poucas observações, recordando que a GPD foi estimada com os 10% maiores resíduos do modelo AR(1)-GARCH(1,1). Assim, apenas 50 observações foram utilizadas para o ajuste do modelo GPD, o que pode resultar na maior instabilidade para a estimativa do VaR. Pelo mesmo motivo, quando considera-se uma janela com 750 observações, nota-se que em apenas metade das ações analisadas (RNAR3, SLCE3 e VAGR3), o VaR foi estimado corretamente.

Esse teste, também empregado por Chesney et al. (2011), fornece confiabilidade aos resultados encontrados no presente trabalho, principalmente, quando se utilizou janela com 1.000 observações para elaboração do modelo que estimou o VaR.

Tabela 2.7: Número de Violações do VaR e teste de Kupiec

	Tamanho da Janela				Tamanho da Janela		
RNAR3	1.000	750	500	SLCE3	1.000	750	500
$VaR_{95\%}$	112	127	144**	$VaR_{95\%}$	95	101	105
valor-p	0,3929	0,5819	0,0374	valor-p	0,8580	0,4193	0,2222
$VaR_{99\%}$	26	31	39***	$VaR_{99\%}$	20	19	29**
valor-p	0,7179	0,1833	0,0055	valor-p	0,7641	0,9372	0,0260
	Tamanho da Janela				Tamanho da Janela		
VAGR3	1.000	750	500	BEEF3	1.000	750	500
$VaR_{95\%}$	107	112	128***	$VaR_{95\%}$	81	121***	132***
valor-p	0,4903	0,2350	0,0062	valor-p	0,2269	0,0031	0,0001
$VaR_{99\%}$	27	24	44***	$VaR_{99\%}$	33***	39***	58***
valor-p	0,1380	0,3885	0,0001	valor-p	0,0021	0,0001	0,0001
	Tamanho da Janela				Tamanho da Janela		
BRFS3	1.000	750	500	JBSS3	1.000	750	500
$VaR_{95\%}$	78	92***	113***	$VaR_{95\%}$	105	162***	132***
valor-p	0,3078	0,0083	0,0001	valor-p	0,3509	0,0001	0,0003
$VaR_{99\%}$	19	25***	41***	$VaR_{99\%}$	29**	49***	42***
valor-p	0,1936	0,0072	0,0001	valor-p	0,0365	0,0001	0,0001

Nota: Os valores correspondentes ao VaR correspondem ao número de violações ocorridas no VaR estimado pelo modelo AR(1)-GARCH(1,1)-GPD. Abaixo de cada VaR tem o respectivo valor-p entre parênteses calculado pelo teste de Kupiec para 95% e 99% de confiança. Tamanho da janela (500, 750 e 1.000 observações) refere-se ao número de observações usadas na janela móvel para estimar o modelo supracitado e posterior estimativa do VaR. ***, **, *, representam 1%, 5% e 10% de significância, respectivamente.

2.6 Considerações Finais e Implicações

A principal fonte de incerteza na produção agrícola é o clima (Musshoff, Odening e Xu, 2011). A respeito disso, a produção de alimentos que fazem parte do cotidiano está ameaçada por uma série de fatores, entre os quais, os eventos climáticos extremos (World-Bank, 2015b). Por isso, estudos de avaliações de riscos extremos associados ao setor de alimentos mostram-se importantes para adequada gestão financeira dessas empresas. Além disso, a segurança alimentar é um tema importante para as empresas do setor, para gestores de carteira, para governos e, principalmente, para a sociedade civil (World-Bank, 2014).

Perante tal cenário, estudar o impacto de chuvas extremas sobre o retorno financeiro de ações de empresas do setor de alimentos mostra-se substancialmente inovador, principalmente, em países de economia emergente, tendo em vista a escassez de literatura, a despeito da relevância do tema.

No presente estudo, foram analisadas ações pertencentes a seis empresas do setor alimentício brasileiro, listadas na BM&FBovespa. Para tanto, a partir dos log-retornos das séries financeiras individuais das ações, foram ajustados modelos AR(1)-GARCH(1,1), em que, sobre suas inovações, foi empregada a Teoria de Valores Extremos para posterior estimativa do risco de chuva extrema.

Os principais resultados empíricos encontrados apontam que, em cinco ações analisadas, mais de 50% das chuvas extremas impactaram de forma significativa o retorno de suas ações. A sexta empresa (Renar Maçãs) teve cerca de 36,59% dos impactos extremos significantes, no entanto a magnitude de perda esperada para o dia posterior ao evento extremo foi a maior (3,41%) entre as empresas analisadas.

Vale ressaltar que duas dessas empresas, SLC Agrícola e Vanguarda Agro, que têm foco maior de suas produções em *commodities* agrícolas (soja, milho e algodão), obtiveram impacto em torno de 54% das chuvas extremas ocorridas no período analisado.

Esses achados são suportados pelo teste de avaliação do VaR empregado no presente estudo. Para cada série financeira, foram utilizadas janelas móveis (com 500, 750 e 1.000 observações) para novo ajuste dos modelos e cálculo da estimativa do VaR. Esse procedimento foi adotado para cada dia da amostra em análise, em que, sobre o número de violações do VaR, foi aplicado o teste de Kupiec (McNeil e Frey, 2000). A respeito disto, constatou-se que o modelo com melhor poder preditivo foi quando se utilizou 1.000 observações para estimativa do VaR, até mesmo pelo fato do emprego da Distribuição Generalizada de Pareto que considerou 10% das observações.

Pode-se concluir que os retornos das ações da indústria brasileira de alimentos são afetados significativamente pelas chuvas extremas. Esses resultados podem vir a desempenhar um papel importante de amparo para criação e oferecimento de contratos de derivativos de chuvas no Brasil, assim como já é oferecido nos EUA, conforme destacam Cabrera et al. (2013).

O presente estudo apresenta algumas limitações que devem ser registradas, entre as quais está o fato de que outras variáveis climáticas poderiam ser analisadas, tais como o impacto da escassez de chuvas sobre alguns setores da economia (Hoekstra, 2014). O número de seis empresas utilizado neste trabalho também representa uma limitação deste estudo. Sobretudo, poderiam ser empregadas diversas outras ferramentas e metodologias para avaliar o risco pluviométrico extremo (Chesney et al., 2011). Comparações da adequabilidade desses modelos poderiam ser desenvolvidas e, ainda, modelos multivariados poderiam ser empregados para estimar o VaR, conforme destacam Santos, Nogales e Ruiz (2013).

Para pesquisas futuras, poderá ser interessante realizar estudos nesse campo, mas em um número maior de empresas, empregando, também, dados de seca e em outros setores da economia brasileira para que comparativos setoriais possam ser desenvolvidos e analisados diante do cenário mundial de mudança climática ex-

trema. Entende-se, ainda, que considerar aspectos idiossincráticos da firma pode abrir espaço para análises adicionais acerca do impacto de eventos climáticos sobre os preços das ações da firma. Entre tais aspectos pode-se citar: governança e natureza do controle acionário.

Capítulo 3

Variáveis Climáticas e o Valor das Empresas do Setor Elétrico

3.1 Motivação e Problema de Pesquisa

A energia elétrica possui expressiva importância para toda humanidade, podendo o seu consumo ser utilizado como um dos indicadores de desenvolvimento para a população mundial (Council, 2003).

Ainda de acordo com o Council (2003), o setor de energia elétrica é um dos setores da economia mais sensíveis ao clima. Cada vez mais, os tomadores de decisão necessitam de mais e melhores informações a respeito de condições de clima, os quais são elementos primordiais no desenvolvimento e uso de energia hidrelétrica, por exemplo. Esse setor é dependente de fontes naturais disponíveis nas quais catástrofes naturais, como a ocorrência de enchentes ou secas, podem impactar negativamente na disponibilidade de energia. Em decorrência disso, as mudanças climáticas no mundo tornaram-se preocupantes para os decisores políticos (Ahmed et al., 2012).

Além disso, as mudanças climáticas podem produzir riscos no âmbito da economia, em que os efeitos físicos decorrentes das mudanças de temperatura e disponibilidade de água podem afetar diretamente os processos de negócios e ativos

fixos das empresas (Hoffman, Glancy et al., 2006).

No Brasil, o consumo de energia elétrica apresenta um crescimento quase contínuo devido à utilização crescente de aparelhos que consomem energia elétrica. Diante disso, existe a necessidade do crescimento da geração, transmissão e distribuição de energia, o que nem sempre acontece na mesma velocidade do consumo, destacadamente, em razão da deficiência de planejamento ou investimentos adequados (Marengo et al., 2009). Isso pode acarretar *deficit* de abastecimento que, por sua vez, pode resultar em racionamento, aumento de preço da energia e cortes temporários no fornecimento de energia elétrica.

Em 2014, aproximadamente 65% da eletricidade gerada no Brasil deram-se a partir de usinas hidrelétricas (ANEEL, 2015). Dados da Associação Brasileira de Distribuidores de Energia Elétrica (ABRADEE, 2015) mostram que existem 65 concessionárias de distribuição de energia elétrica e que, em 2014, havia mais de 72 milhões de unidades consumidoras, sendo 85% residências. Ainda segundo a ABRADEE (2015), 74% da energia gerada e 70% da capacidade instalada no Brasil têm como fonte de origem a hidrelétrica.

A literatura disponível acerca desse tema, apresenta como interesse principal o impacto de variáveis climáticas sobre variáveis macroeconômicas, por exemplo o PIB (Cavallo e Noy, 2011), pouco sendo conhecido acerca de evidências no nível da firma. A esse respeito a integração mais intensa entre a área de climatologia e o setor energético é destacada por Troccoli (2009). Nesse mesmo trabalho, destaca-se, ainda, que seria essencial desenvolver melhor compreensão das necessidades do setor de energia a partir de informações acerca do clima.

No presente ensaio, é avaliado o impacto financeiro de variáveis climáticas sobre o valor de empresas brasileiras do setor de distribuição de energia elétrica, listadas na BM&FBovespa, considerando-se variáveis climáticas, tais como: precipitação pluviométrica e temperatura. Dessa maneira, intenciona-se mensurar a

possibilidade de uma empresa perder valor de acordo com a variação climática no período. Ou seja, entender a vulnerabilidade do setor, no nível da empresa, quanto aos eventos associados à variação da precipitação pluviométrica e temperatura.

No ajuste dos modelos econométricos, outras variáveis financeiras também foram empregadas, tais como ativo total, receita líquida, taxa de crescimento do ativo total, valor de mercado, entre outras. Além do mais, é identificada a região principal de atuação de cada empresa para coleta dos dados provenientes das variáveis climáticas (Pérez e Yun, 2013). Essa localização de atuação das distribuidoras de energia é apresentada na forma de um mapa georreferenciado.

Como mudança climática sobre o setor elétrico pode ter elevado impacto social (World-Bank, 2014), é apresentada uma ilustração georreferenciada do comportamento do Índice de Desenvolvimento Humano da população brasileira, complementarmente, aos mapas de georreferenciamento relativos ao valor de mercado das empresas avaliadas, às distribuições da temperatura e precipitação pluviométrica no Brasil.

Na coleta dos dados trimestrais financeiros e climáticos correspondentes, cada empresa amostrada teve uma data inicial de coleta diferente das demais, sendo a data final o quarto trimestre de 2014 para todas empresas. Tendo em vista a consistência e regularidade dos dados obtidos junto ao *site* de informações financeiras Bloomberg, 22 empresas distribuidoras de energia elétrica foram analisadas visando à robustez das análises.

Como o sistema de distribuição de energia confunde-se com a topografia das cidades, distribuído ao longo de ruas e avenidas para conectar o sistema de transmissão ao consumidor final, a localização geográfica de atuação dessas empresas pode ser um fator preponderante para a análise; e, por isso, aos dados, foram incorporadas informações georreferenciadas das empresas com o intuito de aplicação de um modelo econométrico espacial.

Em função da importância estratégica desse setor, compreender o impacto e a magnitude que variáveis climáticas possam causar no nível das empresas do setor elétrico brasileiro pode ser relevante para a indústria de energia propiciar melhor planejamento financeiro a partir de informações meteorológicas, de tal forma que possa proporcionar antecipações de ações com o objetivo de mitigar ou anular possíveis *deficits* de fluxo de caixa.

Alguns trabalhos foram desenvolvidos no setor de energia elétrica. Entre eles, vale destacar que Pryor e Barthelmie (2010) investigam a avaliação do impacto da mudança climática sobre a energia eólica. Em outra direção, utilizando diversas outras pesquisas já realizadas no setor elétrico, Mideksa e Kallbekken (2010) reportam que mudança climática afeta o mercado de eletricidade tanto do ponto de vista da demanda quanto da oferta.

Na linha de estudos econométricos, a relação causal entre o consumo de eletricidade e o crescimento econômico (PIB) em alguns países, utilizando técnicas de séries temporais, é investigado em diversos trabalhos, entre eles Jumbe (2004), Akinlo (2008), Yoo e Kwak (2010) e Kouakou (2011).

No caso de derivativos climáticos, presenciou-se aumento substancial em seu uso, principalmente, nos Estados Unidos (Roth, Ulardic e Trueb, 2008). Nessa linha, utilizando derivativos climáticos como variável exógena e algumas variáveis climáticas de temperatura, Pérez e Yun (2013) mostram que políticas de gerenciamento de riscos ativas levam a um aumento no valor de empresas do setor elétrico americano.

Marengo et al. (2009) e Buccini, Bressan, Ferreira e Mário (2015) destacam que a avaliação do setor de energia é tema de extrema importância e de escassa literatura disponível, especialmente no Brasil.

Nesse sentido, o presente estudo pode vir a contribuir para a literatura de finanças, visto que a utilização de dados financeiros de empresas do setor de energia,

juntamente com dados climatológicos, além da inserção de dados georreferenciados das empresas sob análise, torna-se relevante e inédita para aplicação no Brasil. Ademais, o desenvolvimento de pesquisas empíricas e a investigação do relacionamento entre variáveis são bases para a construção de novas teorias, conforme é destacado em Wacker (1998) e Wacker (2004).

Em adição, o presente ensaio, busca responder a seguinte questão: "**Variáveis climáticas e localização geográfica impactam o valor das empresas de energia?**".

3.2 Contexto Corrente do Setor Elétrico Brasileiro

No início da década de 1960 foram criadas a Eletrobrás e o Ministério de Minas e Energia (MME) de onde começou a ser implementada a atual estrutura do setor elétrico nacional. Com a estatização do setor elétrico iniciado após a segunda guerra mundial, a energia passou a ser fornecida pelo estado e seus preços tabelados como forma de contenção da inflação e subsídios às empresas instaladas no país (ANEEL, 2015).

No ano de 1975 as tarifas de energia elétrica passaram a ser cobradas de maneira uniforme em todas as regiões do país. A volta da individualização das tarifas por empresas aconteceu em 1993 a partir da aprovação da Lei 8.631. Ainda no ano de 1990 foi instituído o Programa Nacional de Desestatização através da Lei 8.031/90, permitindo a transferência do setor de serviços públicos para a iniciativa privada, cabendo ao Estado a função de fiscalizar e regulamentar.

Em 1995, as Leis 8.987 e 9.074, estabeleceram o regime de concessão e autorização para prestação de serviços públicos, onde o setor elétrico ficava livre do monopólio estatal. A maioria das empresas de distribuição acabaram sendo privatizadas. Nesse novo modelo foram criados o Operador Nacional do Sistema (ONS), a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), a livre comercializa-

ção de energia e o livre acesso à transmissão e distribuição de energia (ANEEL, 2015).

No modelo implementado, o MME ficou responsável pela formulação da política e diretrizes do setor. O planejamento operacional de curto prazo, supervisão e controle da geração e transmissão ficou a cargo do ONS. A ANEEL é a agência fiscalizadora, reguladora e mediadora do setor, tendo como atribuições a fixação de tarifas e padrões de qualidade.

No setor elétrico, as empresas responsáveis pela prestação e execução de serviços são agentes de: geração, transmissão e distribuição. A atividade de geração não é regulada economicamente e podem comercializar sua energia de forma livre. A transmissão de energia possui regulação técnica e econômica. As empresas distribuidoras, que serão o foco deste capítulo, são responsáveis pela distribuição de energia elétrica em uma determinada área (área de concessão), onde os seus serviços e tarifas são regulamentados pela ANEEL.

Visto que energia elétrica é insumo fundamental para residências, iluminação pública, comércio e indústrias em geral, é esperado que seu consumo tenha relação direta com o crescimento do país. Desta maneira, a partir de dados da Empresa de Pesquisa Energética (EPE, 2015) e do Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) (IPEA, 2015), ilustra-se esse tipo de relação na figura 3.1, a qual destaca-se queda expressiva do consumo de energia em 2001 devido à crise energética ocorrida naquele ano, o que ocasionou um racionamento de energia elétrica no Brasil entre junho de 2001 e fevereiro de 2002.

No Brasil, as empresas distribuidoras de energia elétrica são obrigadas por lei a contratarem 100% da energia necessária para atendimento de seu mercado cativo. Esses contratos, em sua maioria, são realizados por meio de leilões, visam a contratação da energia pelo menor preço ofertado (ANEEL, 2015).

Em períodos considerados de risco de *deficit* futuro de energia, o Operador

Figura 3.1: Consumo de Energia Elétrica e PIB - Brasil 1995 a 2014.



Nota: Elaboração Própria a partir de dados de: EPE e IPEA.

Nacional do Sistema comanda o acionamento das usinas termoelétricas. Dessa maneira, dois efeitos ocorrem quando há escassez na oferta de energia proveniente das hidrelétricas: I) os custos com aquisição da energia sobem consideravelmente com o acionamento das termoelétricas, e II) as distribuidoras de energia absorvem temporariamente o *deficit* resultante da diferença entre o preço das tarifas cobradas dos consumidores e os custos mensais com a aquisição da energia, impactando negativamente os seus fluxos de caixa (ABRADEE, 2015).

3.3 Estudos Anteriores

Na literatura que incorpora informações a respeito de variáveis climáticas associadas à área de energia elétrica, Considine (2000) verifica que flutuações de curto prazo na temperatura afetam significativamente a demanda mensal de energia elétrica entre diferentes consumidores nos Estados Unidos. Tal resultado corrobora com Mideksa e Kallbekken (2010), no qual os autores mostram, a partir de pesquisas já realizadas na área, que mudança climática afetaria o mercado de eletricidade tanto do ponto de vista da demanda quanto da oferta. Apresentam, ainda, lacunas

na literatura que são estudos regionais de demanda para África, Ásia, Caribe e América Latina.

Vale ressaltar que, ainda no campo de energia elétrica, alguns trabalhos foram realizados utilizando modelos de séries temporais, sendo que a maior parte com o intuito de examinar relações causais de determinadas variáveis sobre a economia de algumas cidades. Por exemplo, Jumbe (2004) utiliza dados de 1970 a 1999, de Malawi (país da África Oriental), para examinar cointegração e causalidade entre consumo de eletricidade e, respectivamente, PIB geral, PIB no setor agrícola e PIB do setor não agrícola, onde foi constatado que o consumo de energia elétrica Granger-causa os PIB's analisados. Ainda na mesma linha de pesquisa, diversos outros estudos foram reportados, tais como Yuan et al. (2007), Akinlo (2008), Yoo e Kwak (2010) e Kouakou (2011). A literatura disponível apresenta-se focada em avaliar o efeito de variáveis climáticas (ou consumo de energia elétrica) sobre o PIB da economia do país ou da cidade de interesse (Cavallo e Noy, 2011).

Essa avaliação do efeito de variáveis climáticas no nível financeiro das empresas acaba sendo relegada a segundo plano nos estudos já desenvolvidos. Dessa forma, constata-se uma lacuna na literatura, especialmente para o Brasil. Tendo em vista uma tentativa de preencher tal lacuna, objetiva-se, no presente ensaio, avaliar o impacto da precipitação pluviométrica sobre o valor das empresas brasileiras distribuidoras de energia elétrica.

Nesse sentido, alguns trabalhos acerca da análise de ocorrência de chuvas identificam que mudanças baixas na média e no desvio-padrão da precipitação das chuvas poderiam ocasionar aumentos na probabilidade de ocorrência de eventos extremos, conforme é destacado em Chiew et al. (2006), Su et al. (2006) e Shahid (2012).

À vista disso, no presente estudo, estabelece-se a primeira hipótese a ser investigada.

Hipótese 1 (H1): O volume de precipitação pluviométrica tem impacto significativo sobre o valor das distribuidoras brasileiras de energia elétrica.

Christenson, Manz e Gyalistras (2006) e De Cian, Lanzi e Roson (2007) investigam como o consumo de energia elétrica responde às variações de temperatura. Os resultados encontrados sugerem que com maiores temperaturas, maior seria o consumo de energia elétrica durante o verão. Ainda na mesma linha de investigação, Mansur, Mendelsohn e Morrison (2008) encontram que, em verão mais quente e inverno mais frio, residências e empresas consomem mais energia na forma de eletricidade, gás e óleo. No artigo, também, estudam o efeito da temperatura e da precipitação pluviométrica na escolha de qual meio é usado na geração de energia nos Estados Unidos, para tanto, aplicando modelos de Regressão. O estudo indicou, ainda, que as variáveis de clima afetavam a escolha de qual meio seria utilizado, tanto pelas residências como por comércio e indústrias.

Esses resultados reportados, são respaldados por Ahmed et al. (2012) e Golombek, Kittelsen e Haddeland (2012), os quais examinam os efeitos das mudanças climáticas sobre o consumo de energia elétrica. Nos dois estudos, constata-se que aumento na temperatura pode levar a aumento na demanda no mercado de eletricidade australiano.

A variável temperatura mostra-se importante, também, para o caso de derivativos climáticos. Benth e Saltyte Benth (2011) empregam um modelo estocástico para estimar temperatura nos Estados Unidos como forma de auxílio ao apreçamento dos derivativos.

Pérez e Yun (2013) identificam que o uso de políticas de gerenciamento de riscos ativas levam a aumento no valor das empresas do setor elétrico americano. Para identificar o efeito do *hedge* e conseguir superar a preocupação com endogeneidade, foi explorada a introdução de derivativos climáticos como um choque exógeno à capacidade das empresas de fazer *hedge* de riscos climáticos. Os auto-

res utilizam dados de empresas do setor elétrico americano no período de 1960 a 2007, além de variáveis climáticas de temperaturas.

Complementarmente, Lievenbruck e Schmid (2014) atestam que diferenças culturais entre países ajudam a explicar essas decisões de *hedge* das firmas. Os autores sugerem que empresas residentes em países com orientação de investimentos de longo prazo apresentam menor probabilidade de se fazer *hedge*.

A respeito de hidrelétricas, as mesmas são avaliadas, na Europa, acerca dos efeitos decorrentes de variações climáticas por meio de modelos hidrológicos em Hanggi e Weingartner (2012) e Finger, Heinrich, Gobiet e Bauder (2012). Os estudos indicam que a temperatura tem impacto negativo sobre a geração das hidrelétricas, sustentando os resultados de Gaudard, Gilli e Romerio (2013), os quais apontam, adicionalmente, consequências em aumento de preços da energia elétrica.

Em razão do que foi apresentado, verifica-se que a variável temperatura mostra-se relevante para investigação de seu possível impacto sobre o valor das empresas energéticas do Brasil. Assim, tem-se a segunda hipótese a ser testada neste ensaio.

Hipótese 2 (H2): A variável climática de temperatura apresenta efeito significativo sobre o valor das distribuidoras brasileiras de energia elétrica.

Corroborando as hipóteses **H1** e **H2** apresentadas, Weinhofer e Hoffmann (2010) destacam que além dos fatores de riscos inerentes às mudanças climáticas, as empresas do setor de energia estão sendo pressionadas pelo governo, clientes e acionistas para tomarem medidas que minimizem os efeitos das possíveis mudanças climáticas.

3.3.1 Direcionadores de Valor das Empresas de Energia Elétrica

O setor de energia elétrica presta serviços de utilidade pública à população brasileira. Assim, apresenta características específicas que o diferenciam dos demais setores da economia, tais como demanda pelos serviços prestados praticamente estável, retornos esperados mais de longo prazo, bem como investimentos de capital intensivo. Além disso, esse tipo de negócio é de natureza monopolística, em que cada cidade brasileira recebe serviços somente de uma empresa distribuidora de energia (Buccini et al., 2015).

Por ser um setor tão intrínseco e de tamanha importância para o crescimento econômico do Brasil, a avaliação do setor no nível financeiro das empresas apresenta-se importante para a literatura, principalmente a brasileira (Buccini et al., 2015).

No setor de energia elétrica observa-se que os investimentos necessários à manutenção e ampliação dos serviços prestados são de capital intensivo e, geralmente, são correspondentes a tecnologias específicas de difícil reaproveitamento em outras atividades. Por exemplo, as redes de distribuição de energia elétrica exercem o papel exclusivo de apenas distribuir energia.

Aspirando-se os determinantes do valor das empresas de energia, Penman (2007) advoga que, no geral, o processo de avaliação de empresas é fator crucial nos investimentos, sendo as demonstrações contábeis das empresas de suma importância para as avaliações, independente do método de avaliação a ser considerado.

Damodaran (2007) indica que o excesso de retorno assumiu papel importante nos casos de determinação do valor de empresas. O autor enfatiza que o valor da empresa deve refletir a capacidade de um ativo gerar excesso de retorno a quem os financia. Essa associação entre valor e excesso de retorno foi introduzida a partir dos modelos de lucros residuais de Ohlson (1995), nesses modelos, é estabele-

cido que o valor de uma empresa é determinado por meio do somatório do valor contábil dos ativos com o valor presente dos excessos de retornos futuros (lucros anormais).

A partir do modelo de lucros residuais de Ohlson (1995), Nissim e Penman (2001) identificam algumas variáveis que afetam o modelo de lucros residuais, entre elas: o patrimônio líquido, o retorno sobre o patrimônio líquido, o crescimento dos lucros residuais, a geração de caixa e a geração de dividendos.

Ainda no trabalho de Ohlson (1995) é apresentado uma mudança teórica no modelo de lucros residuais incorporando a dinâmica informacional linear, que estabelece um processo estocástico para a geração de lucros residuais adicionando informações não contábeis para a determinação do valor de uma empresa.

Magni, Malagoli e Fernández (2007) apresenta algumas metodologias para avaliação de empresas utilizando fluxo de caixa descontado. Entre os métodos apresentados, estão: valor econômico adicionado, valor presente ajustado, fluxo de caixa livre do acionista e outros. Constata-se, nesse trabalho, que, em todas as metodologias empregadas o valor da empresa foi o mesmo.

A tabela 3.1 apresenta as principais variáveis utilizadas como determinantes do valor de empresas de energia elétrica e, os respectivos trabalhos em que as mesmas foram utilizadas.

Diante do exposto e conforme os trabalhos apresentados na tabela 3.1, no presente ensaio, são utilizadas as seguintes variáveis financeiras de controle: ativo total, CAPEX, dívidas, geração de caixa, lucro líquido, patrimônio líquido, receita líquida, taxa de investimentos e valor de mercado.

Ademais, também são empregadas as variáveis climáticas de temperatura e precipitação pluviométrica, as quais são variáveis exógenas para averiguação de seus possíveis impactos acerca do valor das empresas brasileiras de distribuição de energia.

Tabela 3.1: Direcionadores do Valor das Empresas de Energia Elétrica

Variáveis	Ohlson (1995)	Nissim e Penman (2001)	Magni et al. (2007)	Pérez e Yun (2013)	Presente Estudo
Ativo Total	✓		✓	✓	✓
CAPEX				✓	✓
Derivativos de Clima				✓	
Dívidas			✓	✓	✓
Dividendos		✓			
Geração de Caixa		✓		✓	✓
Impostos			✓		
Localização ^(a)					✓
Lucros ^(b)	✓	✓			✓
NCG ^(c)			✓		✓
PL ^(d)		✓			✓
Precipitação ^(e)					✓
Receita Líquida				✓	✓
ROE ^(f)		✓			✓
Taxa de Investimentos				✓	✓
Temperatura				✓	✓
Valor de Mercado			✓	✓	✓

Nota: Esta tabela apresenta as variáveis utilizadas como direcionadores de valores de empresas de energia elétrica. ✓ corresponde ao trabalho em que a respectiva variável é empregada. ^(a) localização geográfica da empresa sob análise; ^(b) Lucro Líquido; ^(c) Necessidade de Capital de Giro; ^(d) Patrimônio Líquido; ^(e) Precipitação pluviométrica; ^(f) Retorno sobre o Patrimônio Líquido.

Assim sendo, o presente ensaio almeja incorporar e investigar o efeito direto dessas três variáveis exógenas (temperatura, precipitação pluviométrica e localização geográfica) sobre o valor das empresas brasileiras de energia elétrica, visando uma possível contribuição à literatura de finanças, no campo de determinantes de valor das *utilities*.

3.4 Metodologia

A maioria dos trabalhos apresentados desempenha esforços na análise do impacto de variáveis climáticas acerca do PIB de alguma economia específica. Especialmente no Brasil, construir uma base de dados relacionando variáveis financeiras juntamente com variáveis climáticas é relevante para novos estudos empíricos que possam acrescentar constatações teóricas futuras para a literatura (Wacker, 1998; Colquitt e Zapata-Phelan, 2007).

3.4.1 Coleta de Dados e Variáveis

Com o objetivo de investigar o impacto de variáveis climáticas acerca do valor das empresas de energia, algumas variáveis financeiras, também, foram empregadas como variáveis de controle. Os critérios de escolha para construção dessas variáveis financeiras foram: utilização em pesquisas anteriores e disponibilidade de dados.

Quanto à utilização em pesquisas anteriores, as variáveis financeiras empregadas no presente estudo foram elaboradas a partir dos estudos apontados na tabela 3.1, principalmente, o de Pérez e Yun (2013). A disponibilidade de dados foi de fundamental relevância na seleção das variáveis, tendo em vista a consistência e robustez das análises.

A seguir são apresentadas as variáveis, e suas justificativas, que foram empregadas no presente estudo.

Variável Dependente: Q de Tobin.

A variável Q de Tobin foi utilizada como *proxy* para o valor das empresas de energia elétrica (Pérez e Yun, 2013). Com o uso do Q de Tobin, o valor das empresas avaliadas torna-se comparável (Navarro, Silva, Parisi e Junior, 2013). Ademais, conforme documentado em Pérez e Yun (2013), essa variável foi construída da seguinte forma:

$$Q \text{ de Tobin} = \frac{\text{Valor contábil dos ativos} + \text{Valor de Mercado} - \text{Patrimônio Líquido}}{\text{Ativo Total}}.$$

Variáveis de Interesse:

Temperatura Tendo em vista que a variável climática de temperatura apresenta efeito acerca do consumo de energia elétrica (Christenson et al., 2006; De Cian et al., 2007), e, conseqüente impacto sobre o preço da energia (Gaudard et al., 2013), espera-se que a mesma, também, possa impactar diretamente o valor das empresas de energia. Vale ressaltar que, a pesquisa conduzida por Pérez e Yun (2013), emprega indiretamente a variável temperatura para a identificação do possível impacto dos derivativos climáticos sobre o valor das empresas americanas de energia.

Foram consideradas as variáveis de temperaturas diárias médias máximas e mínimas (dadas em $^{\circ}C$) nos trimestres que foram avaliados.

Precipitação A variável de precipitação pluviométrica tem efeito direto sobre a geração de usinas hidrelétricas (Finger et al., 2012), podendo alterar as chances de ocorrências de eventos climáticos extremos (Su et al., 2006; Shahid, 2012). Nesse sentido, espera-se que a variável de precipitação pluviométrica também tenha efeito direto sobre o valor das distribuidoras de energia.

Para tanto, essa variável foi considerada como sendo precipitação pluviométrica acumulada trimestral (dada em mm).

Localização Ao considerar que o efeito das variáveis climáticas depende da localização específica do objeto de estudo (Keef e Roush, 2002; Symeonidis et al., 2010), a variável de localização geográfica das empresas foi apurada. Em razão da extensão territorial do Brasil, da distribuição geográfica das empresas e da variação climática pelo país, essa variável de localização mostra-se igualmente relevante na condução da presente pesquisa.

Variáveis de Controle:

Ativo Total Por se tratar de um setor que exige capital intensivo (Buccini et al., 2015), o ativo total das empresas de energia, dado em R\$, foi de interesse como *proxy* para o tamanho das empresas, podendo influenciar o valor das empresas *utilities* (Ohlson, 1995; Magni et al., 2007; Pérez e Yun, 2013). Essa variável foi utilizada em *Ln*.

CAPEX CAPEX (*Capital Expenditure*) ou Gasto de Capital corresponde ao capital utilizado para o investimento em ativos físicos tais como equipamentos e propriedades. Essa variável foi construída em relação ao Ativo Total, com intuito de padronizar as informações, independente do tamanho da empresa (Pérez e Yun, 2013). Formalmente, essa variável foi definida conforme se segue:

$$\frac{\text{CAPEX}}{\text{Ativo Total}}$$

Dívidas A alavancagem financeira (Dívidas) mostra-se importante, em função de empresas altamente alavancadas estarem mais vulneráveis agindo de forma menos agressiva no mercado, conforme destacam Istitieh e Fernandez (2006). Na mesma linha que Magni et al. (2007) e Pérez e Yun (2013)

essa variável foi calculada da seguinte forma:

$$\text{Dívida} = \frac{\text{Passivo Não Circulante} + \text{Passivo Circulante} - \text{Caixa}}{\text{Ativo Total}}.$$

Oroa Assim como empregado no trabalho de Pérez e Yun (2013), o retorno sobre o ativo (Oroa) foi utilizado como variável controle para investigação do valor das empresas de energia elétrica. Dado ser um importante indicador de desempenho financeiro das empresas, podendo, ainda, ser usada para prever o desempenho futuro das empresas (Navarro et al., 2013), essa variável representa o retorno operacional proporcionado pelo valor total dos ativos das empresas, ou seja:

$$\text{Oroa} = \frac{\text{Lucro Operacional antes da Depreciação}}{\text{Ativo Total}}.$$

Receita Líquida Variável que representa as vendas líquidas (em R\$) das empresas, podendo, também, influenciar o valor das empresas de energia elétrica (Pérez e Yun, 2013). Essa variável foi utilizada em Ln .

Taxa de Investimentos Em razão do setor elétrico exigir investimentos intensivos (Buccini et al., 2015), foi de interesse o uso de tal variável. Essa variável corresponde a taxa de crescimento do ativo total, de um trimestre t em relação ao anterior $t - 1$ (Pérez e Yun, 2013), ou seja:

$$\text{Taxa de Investimentos} = \frac{(\text{Ativo Total})_t}{(\text{Ativo Total})_{t-1}}.$$

Valor de Mercado Calculada tendo como base o preço das ações multiplicado pelo número de ações, também foi utilizada como variável de controle, do mesmo modo que Pérez e Yun (2013). Assim, tem-se:

$$\text{Valor de Mercado} = (\text{preço da ação}) \times (\text{número de ações}).$$

Após essas definições das variáveis, a construção da base de dados foi elaborada a partir das empresas de distribuição de energia elétrica listadas na BM&FBovespa. Os respectivos dados financeiros das empresas selecionadas foram coletados no *site* de informações financeiras Bloomberg.

No intuito de obter maior consistência e robustez nos dados, foram consideradas somente distribuidoras de energia elétrica que continuavam ainda com informações financeiras regulares até a data de 31/12/2014. Empresas que tenham, eventualmente, fechado o capital antes do quarto trimestre do ano de 2014 ou que tenham dados faltantes não fizeram parte da amostra.

Após a identificação das empresas selecionadas, averiguou-se a localização geográfica da principal região de atuação de cada uma delas (Pérez e Yun, 2013; Prodan, 2013), conforme figura 3.2, com o intuito de buscar as respectivas informações climáticas. A obtenção de tais informações climáticas foi realizada a partir do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET), órgão oficial que faz parte do Ministério da Agricultura, Pecuária e Abastecimento do governo federal brasileiro.

Resumidamente, as variáveis financeiras e climáticas empregadas, no presente estudo, são apresentadas na tabela 3.2.

Segundo a ABRADDEE (2015), existem 65 empresas de distribuição de energia elétrica no Brasil. Algumas dessas empresas fazem parte de um mesmo conglomerado financeiro, o qual foi considerado somente dados consolidados do grupo. Além disso, desse total de 65 empresas, considerando as que eram de capital aberto e aquelas que apresentavam todas informações consistentes e regularmente disponíveis, foram coletados os dados trimestrais correspondentes. A base de dados resultante foi composta por 22 distribuidoras de energia, como elencado na tabela 3.3.

Tabela 3.2: Variáveis Financeiras e Climáticas

Variáveis	Descrição	Fonte
Ativos totais	Ativos totais das empresas (R\$)	Bloomberg
Receita	Receita Líquida das empresas (R\$)	Bloomberg
OROA	Lucro operacional antes da depreciação (R\$)/ativo total (R\$)	Bloomberg
Valor de mercado	Preço das ações (R\$) x número de ações	Bloomberg
Q de Tobin	(Valor contábil dos ativos (R\$) + Valor de Mercado (R\$) - Patrimônio Líquido(R\$))/ativo total(R\$)	Bloomberg
Dívida líquida/ativos	(Passivo Não Circulante (R\$) + Passivo Circulante (R\$) - Caixa (R\$)/ativo total (R\$)	Bloomberg
CAPEX/ativos	Gasto de Capital (R\$)/ativo total (R\$)	Bloomberg
Taxa de investimento	Taxa de crescimento do ativo total	Bloomberg
Precipitação(mm)	Precipitação pluviométrica acumulada	INMET
Temperatura máxima	Temperatura máxima média em graus Celsius	INMET
Temperatura mínima	Temperatura mínima média em graus Celsius	INMET

Nota: INMET corresponde ao Instituto Nacional de Meteorologia do Brasil. Bloomberg é um serviço de informações financeiras.

Foram considerados os dados a partir do final do primeiro trimestre do ano de 1995. Dessa forma, os dados iniciam em datas diferentes para cada empresa, diante da data de abertura de capital de cada uma delas. A data final de apuração é a mesma para todas as distribuidoras, que corresponde ao final do quarto trimestre do ano de 2014.

A título de ilustração georreferenciada, a localização geográfica de todas as 65 empresas distribuidoras de energia elétrica no Brasil está apresentada na figura 3.2. Observa-se, ainda, que cada município brasileiro pertence a uma única distribuidora de energia elétrica, caracterizando o monopólio natural de tal setor (ANEEL, 2015).

A respeito dos dados climáticos acerca de temperatura e chuvas, inicialmente, os mesmos são tomados mensalmente. Ou seja, foram consideradas a precipitação pluviométrica acumulada mensal e as temperaturas médias diárias máximas e mínimas de cada mês, conforme empregado em Cao e Wei (2005). Posteriormente,

foram calculadas as precipitações pluviométricas acumuladas em cada trimestre correspondente às informações financeiras das empresas. Concomitantemente, foram calculadas as médias trimestrais das temperaturas máximas e mínimas.

Tabela 3.3: Empresas Seleccionadas do Setor Elétrico Brasileiro

Nome da Empresa	Sigla	Início ^(a)	ISIN ^(b)	Valor (US\$ Mil) ^(c)
1 - AES ELPA S.A.	AELP	4º Trim/ 2002	BRAELPACNOR2	899.639,11
2 - AMPLA Energia e Serviços S.A.	CBEE	1º Trim/ 1995	BRCBEEACNOR3	1.632.272,90
3 - Bandeirante Energia S.A.	EBEN	1º Trim/ 1998	BREBENACNOR0	220.805,16
4 - CEMIG Distribuição S.A.	CMIG	4º Trim/ 2000	BRCMIGACNOR6	4.817.473,28
5 - Centrais Elétricas de Santa Catarina S.A.	CLSC	4º Trim/ 2006	BRCLSCACNOR6	212.459,03
6 - Centrais Elétricas do Pará S.A.	CELP	3º Trim/ 1999	BRCELPACNOR8	707.144,52
7 - Centrais Elétricas Matogrossense S.A. (CEMAT)	ENMT	1º Trim/ 1995	BRENMATACNOR5	185.910,00
8 - Cia. Energética de Goiás S.A.	GPAR	4º Trim/ 2007	BRGPARACNOR4	42.183,63
9 - Cia. de Eletricidade da Bahia (COELBA)	CEEB	2º Trim/ 1995	BRCEEBACNOR3	1.610.756,30
10 - Cia. Energética de Brasília	CEBR	1º Trim/ 2001	BRCEBRACNOR5	54.100,91
11 - Cia. Energética de Pernambuco (CELPE)	CEPE	4º Trim/ 1996	BRCEPEACNOR3	539.868,60
12 - Cia. Energética do Ceará (COELCE)	COCE	2º Trim/ 1996	BRCOCEACNOR0	1.013.232,45
13 - Cia. Energética do Maranhão (CEMAR)	ENMA	3º Trim/ 1999	BRENMAACNOR5	1.021.320,59
14 - Cia. Energética do Rio Gde Norte (COSERN)	CSRN	4º Trim/ 1997	BRCSRNACNOR0	467.556,57
15 - Cia. Estadual de Energia Elétrica	CEED	4º Trim/ 2006	BRCEEDACNOR9	132.005,52
16 - Cia. Paranaense de Energia (COPEL)	CPLP	3º Trim/ 2001	BRCPLEACNOR8	2.554.445,68
17 - Cia. Piratininga de Força e Luz	CPFP	3º Trim/ 2001	BRCFPACNOR6	718.488,06
18 - CPFL Energia S.A.	CPFE	3º Trim/ 2004	BRCPFEACNOR0	6.161.130,55
19 - ELEKTRO - Eletricidade e Serviços S.A.	EKTR	3º Trim/ 1998	BREKTRACNOR0	2.909.107,10
20 - Eletrobrás Distribuição S.A.	ELET	4º Trim/ 2006	BRELETACNOR6	2.785.643,67
21 - Energisa S.A.	ENGI	4º Trim/ 1998	BRENGIACNOR0	1.059.046,13
22 - LIGHT S.A.	LIGT	3º Trim/ 1998	BRLIGTACNOR2	1.455.168,07

Nota: ^(a) Data inicial da coleta de dados de cada empresa. Data final para coleta de dados foi referente a 31/12/2014 para todas as empresas. ^(b) *International Securities Identification Number*. ^(c) Valor de mercado das empresas referentes a junho de 2015, cotação do dólar US\$3,10.

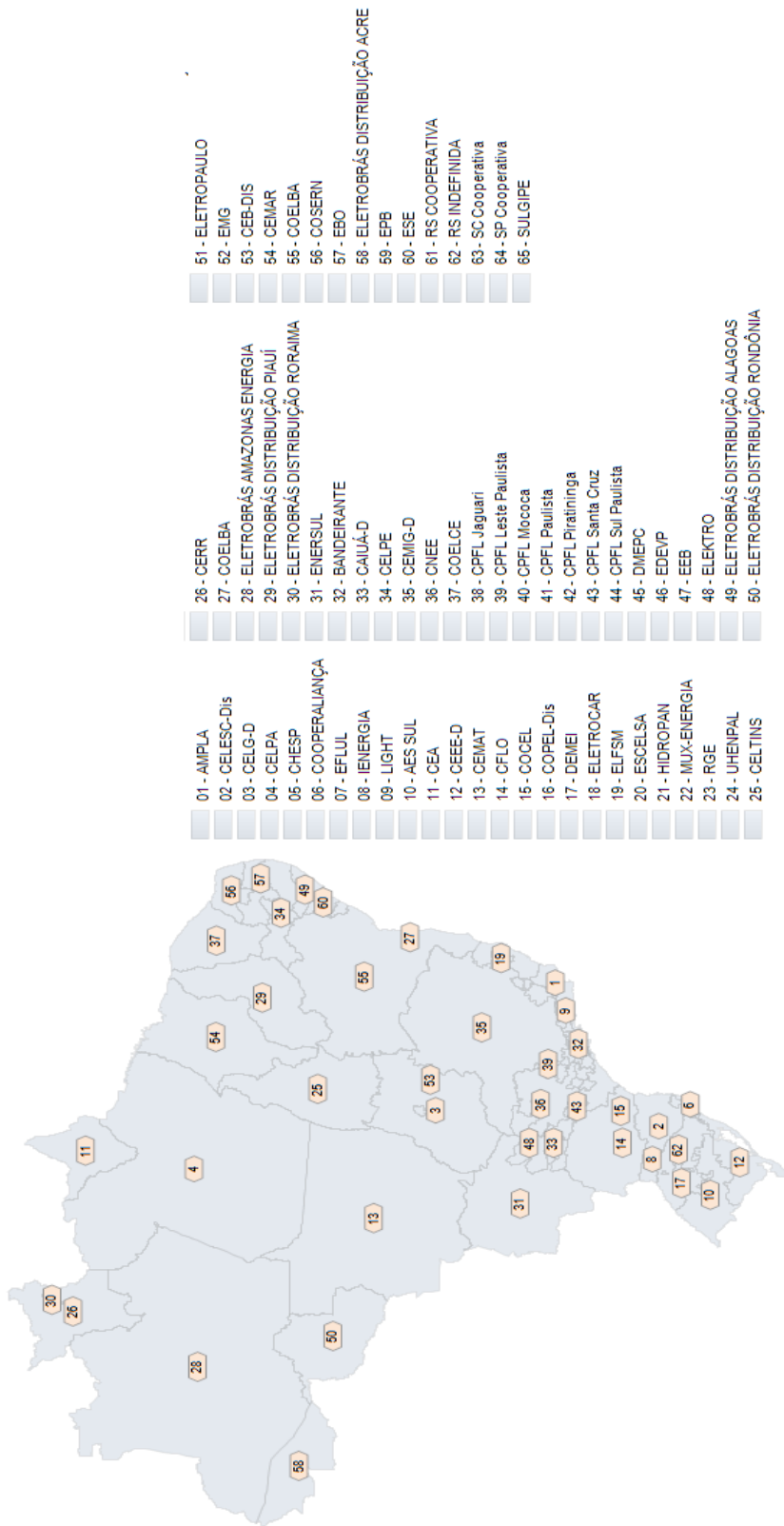


Figura 3.2: Distribuidoras de Energia Elétrica no Brasil.

Nota: Elaboração Própria a partir de dados do SIGEL-ANEEL utilizando o software MapWindow GIS.

3.4.2 Modelos Econométricos e Procedimento de Análise

Os trabalhos realizados que incorporam o estudo de efeitos de variáveis climáticas em seus modelos de regressão buscam a compreensão dos determinantes dos custos diretos de variações climáticas extremas ocorridos a partir de um modelo da forma 3.4.1.

$$Y_{it} = \alpha + \beta X_{it} + \epsilon_{it} \quad (3.4.1)$$

onde Y_{it} é uma medida de danos diretos de desastres no país i e no tempo t , usando, normalmente, medidas de mortalidade, perdas de capital ou PIB. Sendo, comumente, o PIB do país a variável mais utilizada na maioria dos trabalhos (Cavallo e Noy, 2011). X_{it} é um vetor de variáveis de controle de interesse no qual cada trabalho distingue diferentemente as variáveis independentes utilizadas; tipicamente X_{it} incluem diversas variáveis de controle e algumas associadas a variação climática tais como: velocidade do vento para furacões, escala Richter, etc. ϵ_{it} é um termo de erro (iid), independente e identicamente distribuído (Cavallo e Noy, 2011).

É importante avaliar que as medidas utilizadas nos trabalhos supracitados são de caráter econômico. Conforme destacado por Cavallo e Noy (2011), em geral, as variáveis dependentes utilizadas são variáveis associadas ao PIB de um país ou região de interesse. A partir disso, identifica-se uma lacuna existente na literatura quanto a estudos de impactos de chuvas e variação de temperatura a serem feitos no nível financeiro das empresas, e não no nível econômico do país ou da cidade.

Dessa maneira, conforme apresentado na tabela 3.1, além de variáveis financeiras empregadas em outros trabalhos para determinação de valor das empresas *utilities*, foram inseridas, nesta pesquisa, variáveis climáticas de precipitação pluviométrica, temperatura máxima e mínima no modelo. O interesse deu-se em avaliar o impacto dessas variáveis sobre o valor das empresas (Q de Tobin) distri-

buidoras de energia.

Então, o modelo econométrico ajustado, no presente estudo, pode ser expresso da forma 3.4.2.

$$Q_{it} = \beta_0 + \beta_1 VM_{it} + \beta_2 Div_{it} + \beta_3 Cap_{it} + \beta_4 OROA_{it} + \beta_5 TA_{it} + \beta_6 AT_{it} + \beta_7 Rec_{it} + \beta_8 Precip_{it} + \beta_9 Tmax_{it} + \beta_{10} Tmin_{it} + \varepsilon_{it}, \quad (3.4.2)$$

onde

$i = 1, \dots, 22$ é o índice das empresas distribuidoras

$t =$ trimestres de cada empresa até o quarto trimestre de 2014

$Q_{it} = Q$ de Tobin

$VM_{it} =$ Valor de Mercado

$Div_{it} = \frac{(\text{Dívida Líquida})_{it}}{\text{Ativos}_{it}}$

$Cap_{it} = \frac{Capex_{it}}{\text{Ativos}_{it}}$

$OROA_{it} = \frac{\text{Lucro}_{it}}{\text{Ativo}_{it}}$

$TA_{it} = (\text{Taxa de crescimento do ativo total})_{it}$

$AT_{it} = (\text{Ativo Total})_{it}$

$Rec_{it} = (\text{Receita Líquida})_{it}$

$Precip_{it} = \text{Precipitação}_{it}$

$Tmax_{it} = (\text{Temperatura Máxima})_{it}$

$Tmin_{it} = (\text{Temperatura Mínima})_{it},$

e ε_{it} é o termo aleatório de erro normalmente distribuído.

De acordo com Wacker (1998) e Wacker (2004), a documentação de resultados de análises empíricas é relevante na contribuição para a construção de teorias. Esses trabalhos destacam que estudos empíricos do relacionamento entre variáveis podem servir como base e incentivo para a busca do desenvolvimento de novas teorias.

Nesse sentido, visando a uma consistente análise empírica dos dados, foram ajustados modelos econométricos tradicionais associado às distribuidoras de energia selecionadas. Complementarmente, estudos utilizando econometria espacial também foram empregados, visto que, na literatura de finanças, a análise espacial é pouco empregada.

3.4.3 Econometria Espacial Aplicada

A econometria espacial tem como objetivo principal a especificação, estimação e testes a partir de modelos econométricos teóricos, que são influenciados por efeitos espaciais, usando dados em corte transversal ou em painel (Almeida, 2012).

No Brasil, as empresas de distribuição de energia elétrica têm suas regiões de concessão estabelecidas pelo país, sendo cada município pertencente a apenas uma distribuidora. Compreender a distribuição espacial de dados originados de fenômenos ocorridos no espaço, constitui-se em um desafio para diversas áreas do conhecimento, inclusive, para a área de finanças (Almeida, 2012).

Tem-se que o desenvolvimento de modelos de regressão espacial é importante para a inserção de variáveis de posições geográficas. Esses tipos de variáveis podem acarretar problemas de variáveis omitidas em modelos econométricos tradicionais.

Diante disso, a terceira hipótese a ser analisada foi quanto a verificar se o modelo econométrico espacial tem um poder de explicação maior em relação aos modelos usuais.

Hipótese 3 (H3): O poder de explicação do modelo econométrico espacial é maior do que os modelos econométricos tradicionais.

A avaliação da hipótese **H3** é importante para detectar se há, de fato, melhora significativa no poder de explicação dos modelos espaciais. Tal resultado pode vir a contribuir com a literatura, incentivando o uso de modelos espaciais nas pesquisas em finanças.

3.4.4 Modelo Espacial Autorregressivo

Uma maneira de identificar a influência espacial de uma variável em um modelo de regressão é incorporar uma matriz de vizinhança espacial W como parte das variáveis explicativas.

Essa autocorrelação espacial indica que o valor de uma determinada variável de interesse em uma região r tende a estar associado ao valor dessa variável nas regiões vizinhas s . Uma abordagem possível para mensurar essa dependência espacial é calcular a distância que separa todos os pares de observações utilizando o variograma, que expressa a intensidade da autocorrelação como função contínua dessa distância (Almeida, 2012).

Define-se o variograma como a variância da diferença entre uma variável observada em duas regiões distintas, mensurada por uma determinada distância. É suposto que o variograma seja uma função crescente dessa distância utilizada. E, entre essas funções crescentes em que o variograma pode basear-se, destacam-se as funções exponencial, gaussiana, entre outras (Fotheringham, Brunson e Charlton, 2000).

Dessa forma, uma matriz de vizinhança espacial W (ou matriz de ponderação espacial) representa um determinado arranjo espacial das interações do fenômeno de interesse. As regiões (ou localizações) mais conectadas entre si interagem mais do que as regiões menos conectadas. Cada célula dessa matriz W representa uma

conexão entre duas regiões, sendo denominada de peso espacial. Uma medida desse grau de conexão, normalmente empregada, é a proximidade entre essas regiões. Convém enfatizar que essa medida de proximidade não precisa seguir um critério apenas geográfico, podendo seguir um critério socioeconômico ou outro que seja importante para o fenômeno em estudo (Almeida, 2012).

Por exemplo, Plaigin (2012) emprega pesos culturais e institucionais no contexto de análise de convergência de renda entre países. Na elaboração da matriz de pesos culturais, o autor considera fatores como religião, línguas, entre outros. Na matriz de pesos institucionais, considera índices de governança, cumprimento de leis, etc.

Uma matriz W frequentemente adotada na literatura é a matriz de pesos espaciais binários. Essa matriz pode ser construída em consonância com a ideia de vizinhança baseada na contiguidade, em que duas regiões são vizinhas, caso elas compartilhem de uma mesma fronteira física. Os elementos w_{ij} dessa matriz, correspondem ao valor 1 se i e j são contíguos e 0, caso contrário.

Para ilustração da forma da matriz W , considera-se, como exemplo, as cinco macrorregiões brasileiras. A tabela 3.4 representa uma matriz W de pesos espaciais binários baseada na vizinhança das regiões.

Tabela 3.4: Exemplo de Matriz de Vizinhança Espacial

	Norte	Nordeste	Centro-Oeste	Sudeste	Sul
Norte	0	1	1	0	0
Nordeste	1	0	1	1	0
Centro-Oeste	1	1	0	1	1
Sudeste	0	1	1	0	1
Sul	0	0	1	1	0

Constata-se pela tabela 3.4 que, como a região Norte faz fronteira com a região Nordeste, ou seja, são contíguas, as respectivas células da matriz W assumem o valor unitário. No caso das regiões Norte e Sul, que não são contíguas, as

correspondentes células da matriz W assumem o valor zero.

A título de aplicação, no presente ensaio, foi utilizada essa matriz de pesos espaciais de contingência que leva em consideração apenas a proximidade geográfica entre as empresas sob análise. Diante disso, pode-se definir o Modelo Espacial Autorregressivo (SAR - *Spatial Auto-Regressive model*) conforme apresentado em 3.4.3.

$$\begin{aligned}
 Q_{it} = & \rho W Q_{i,t-1} + \beta_0 + \beta_1 VM_{it} + \beta_2 Div_{it} + \beta_3 Cap_{it} \\
 & + \beta_4 OROA_{it} + \beta_5 TA_{it} + \beta_6 AT_{it} + \beta_7 Rec_{it} + \beta_8 Precip_{it} \\
 & + \beta_9 Tmax_{it} + \beta_{10} Tmin_{it} + \varepsilon_{it}, \quad (3.4.3)
 \end{aligned}$$

onde $-1 < \rho < 1$ e

$i = 1, \dots, 22$ é o índice das empresas distribuidoras

$t =$ trimestres de cada empresa até o quarto trimestre de 2014

$Q_{it} = Q$ de Tobin

$W =$ matriz de vizinhança espacial

$VM_{it} =$ Valor de Mercado

$Div_{it} = \frac{(Dívida Líquida)_{it}}{Ativos_{it}}$

$Cap_{it} = \frac{Capex_{it}}{Ativos_{it}}$

$OROA_{it} = \frac{Lucro_{it}}{Ativo_{it}}$

$TA_{it} = (Taxa de crescimento do ativo total)_{it}$

$AT_{it} = (Ativo Total)_{it}$

$Rec_{it} = (Receita Líquida)_{it}$

$Precip_{it} = Precipitação_{it}$

$$Tmax_{it} = (\text{Temperatura Máxima})_{it}$$

$$Tmin_{it} = (\text{Temperatura Mínima})_{it}$$

sendo ε_{it} o termo aleatório de erro normalmente distribuído.

Uma intuição acerca do modelo autorregressivo, é que agentes econômicos podem tomar uma decisão considerando uma série de informações e o comportamento de diversos outros indivíduos em períodos anteriores. Por exemplo, o valor do Q de Tobin de uma distribuidora i , Q_{it} , pode levar em consideração diversas características atuais, as variáveis de controle X_{it} (ativo total, receita, precipitação, etc), e também o valor do Q de Tobin das outras distribuidoras em um trimestre anterior. Dada a diversidade, inclusive geográfica, das outras distribuidoras de energia, algumas possivelmente impactam de forma mais expressiva na determinação do Q de Tobin do que outras. Esse tipo de comportamento pode ser capturado no modelo espacial autorregressivo.

3.5 Resultados

3.5.1 Análise Exploratória dos Dados

Para a análise empírica dos dados, é apresentada, nesta subseção, uma análise descritiva e exploratória dos dados. O objetivo é contextualizar as variáveis financeiras e climáticas utilizadas. Em adição, a distribuição geográfica referente ao índice de desenvolvimento humano (IDH) também é exibida, visto que as mudanças climáticas sobre o setor elétrico podem representar elevado impacto social (World-Bank, 2014).

A tabela 3.5 apresenta as estatísticas descritivas correspondentes às 22 distribuidoras de energia elétrica que são utilizadas neste estudo.

Constata-se pela tabela 3.5, que, no geral, o valor de mercado médio das empresas analisadas estava em torno de R\$3,5 bilhões. No entanto o intervalo de

Tabela 3.5: Estatísticas Descritivas

Variável	Observações	Média	Desvio-Padrão	Mínimo	Máximo
Q de Tobin	1.285	1,0166	0,8742	0,12743	17,6086
Valor (R\$1.000)	1.285	3.458.447	5.611.535	19.588	4,01 e+07
dívida/ativo	1.285	0,6998	0,4873	0,269956	6,7492
capex/ativo	1.285	0,0989	0,2582	0,0705	2,8935
oroa	1.285	0,1241	0,08138	0,1298	0,4969
taxa cresc. ativo	1.285	0,0224	0,0989	-0,9437	1,3746
precip (mm)	1.285	407,32	299,0495	0	1707
tempmax ($^{\circ}C$)	1.285	29,1	3,4427	15,94	37,89
tempmin ($^{\circ}C$)	1.285	19,15	3,8844	6,77	26,09
ativo total (R\$ Bi)	1.285	610,4895	370,2743	52,3465	1252
receita (R\$ Bi)	1.285	617,2732	370,6312	33,7843	1259

Nota: Estatísticas descritivas calculadas a partir dos dados trimestrais das empresas distribuidoras de energia elétrica. Onde: q de tobin=Valor contábil dos ativos + Valor de Mercado - Patrimônio Líquido)/ativo total; Valor = valor de mercado das empresas em R\$ 1.000; dívida/ativo = Dívida líquida/ativos = (Passivo Não Circulante + Passivo Circulante - Caixa(e títulos negociáveis))/ativo total; capex_ativo = Gasto de Capital/ativo total; oroa = Lucro operacional antes da depreciação/ativo total; tx_ativo = Taxa de crescimento do ativo total; precip = precipitação pluviométrica acumulada no trimestre em (mm); tempmax = média trimestral das temperaturas máximas em ($^{\circ}C$); tempmin = média trimestral das temperaturas mínimas em ($^{\circ}C$); ativo_total = ativos totais das empresas; e receita = receita líquida das empresas.

variação do valor de mercado dessas empresas é amplo de acordo com o desvio-padrão correspondente de R\$5,6 bi. O ativo total médio das empresas estava em torno de R\$610,5 bilhões e a taxa trimestral média de crescimento desses ativos totais era de 2,24% ao trimestre, visto ser um setor de investimentos de capital intensivo.

A figura 3.3 apresenta um mapa com georreferenciamento da principal região de atuação das distribuidoras de energia amostradas, com ilustração da disposição do valor de mercado dessas empresas ao longo do território brasileiro. Os dados acerca do georreferenciamento das empresas brasileiras de energia elétrica foram coletados no Sistema de Informações Georreferenciadas do Setor Elétrico (SIGEL) da ANEEL (2015).

A respeito das variáveis climáticas, a precipitação pluviométrica trimestral acumulada média foi de 407,32 mm, que assinalou expressiva variação no período

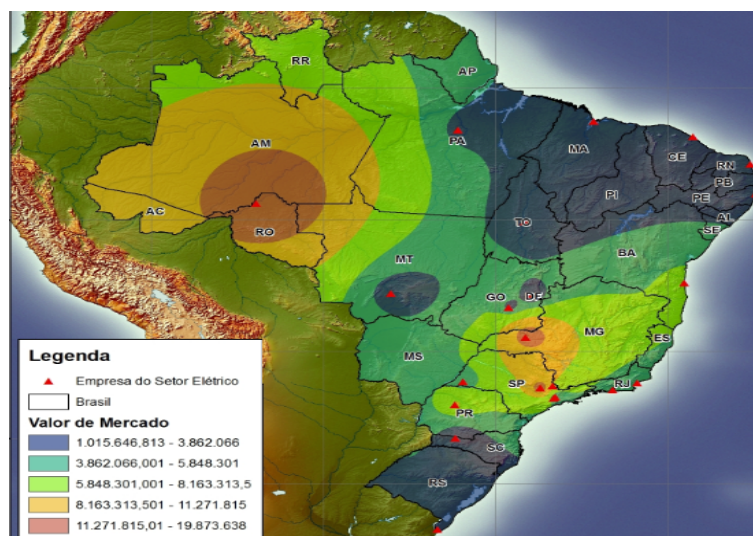


Figura 3.3: Georreferenciamento das Distribuidoras e Valor de Mercado.

Nota: Elaboração Própria. Empresas amostradas do setor de distribuição de energia juntamente com dados do SIGEL-ANEEL. Utilização dos *softwares* GeoDa e ArcGis - Topo to Raster.

analisado (0 mm a 1.707 mm). A temperatura máxima média foi de $29,1^{\circ}C$ e a temperatura mínima média foi de $19,15^{\circ}C$, essas também apresentaram grande variação (tabela 3.5). Isso reforça a necessidade da possível identificação da mensuração do impacto relativo dessas variáveis climáticas sobre o valor das empresas de um setor tão vulnerável ao clima quanto o setor elétrico (Mansur et al., 2008; Ahmed et al., 2012).

O mapa representado na figura 3.4 exibe a distribuição da precipitação pluviométrica acumulada nos trimestres até o final do ano de 2014. Constata-se, nesse, baixa precipitação pluviométrica em boa parte da região Sudeste, no estado do Mato Grosso do Sul, em parte do estado do Rio Grande do Sul e partes do norte e nordeste.

Alta precipitação pluviométrica foi identificada na região Norte do Brasil, sendo que, em boa parte dessa região, foi apresentada precipitação acumulada acima de 450 mm nos trimestres analisados. Essas oscilações nas precipitações pluviométricas podem ocasionar aumento na probabilidade da ocorrência de even-

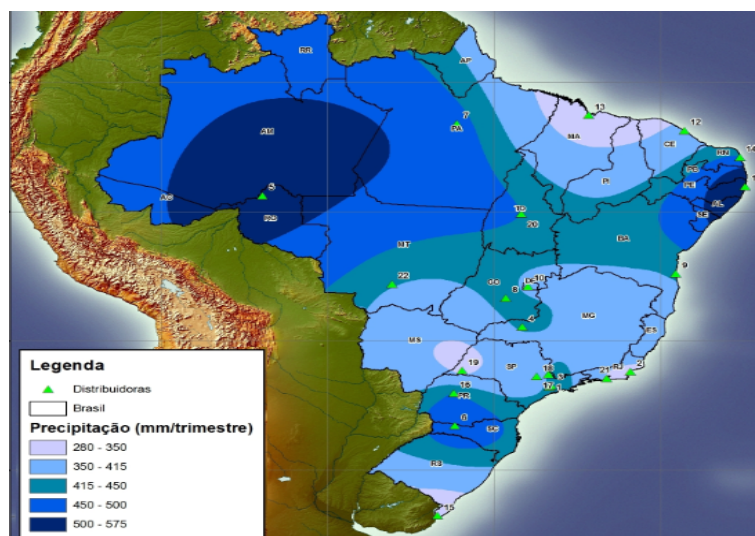


Figura 3.4: Precipitação Pluviométrica Acumulada no Brasil.

Nota: Elaboração Própria. Dados trimestrais de precipitação pluviométrica acumulada. Dados do INMET juntamente com dados do SIGEL-ANEEL. Utilização dos *softwares* GeoDa e ArcGis - Topo to Raster.

tos climáticos extremos (Shahid, 2012) pelo Brasil. Tal fato sustenta a importância da investigação do efeito dessa variável no nível das empresas.

Pelo mapa apresentado na figura 3.5, verifica-se que, em parte do Brasil, os últimos trimestres apresentaram uma temperatura média máxima acima dos $30^{\circ}C$. Isso pode ser visto em parte das regiões Norte, Centro-Oeste e Nordeste. Parte da região Sul apresentou temperaturas máximas médias entre $21^{\circ}C$ e $24^{\circ}C$, enquanto que a região Sudeste apresentou temperaturas máximas média entre $27^{\circ}C$ e $30^{\circ}C$.

Essa percepção inicial mostra-se relevante, posto que, em verão mais quente e inverno mais frio, residências e empresas consomem mais energia (Mansur et al., 2008). O aumento do consumo pode afetar o preço da energia, resultando em perda de receita das empresas de energia elétrica (Gaudard et al., 2013). Tais constatações reforçam a necessidade do estudo da possível influência da variação da temperatura sobre o valor das empresas distribuidoras de energia no Brasil.

Em adição, a energia elétrica é um importante indutor do desenvolvimento

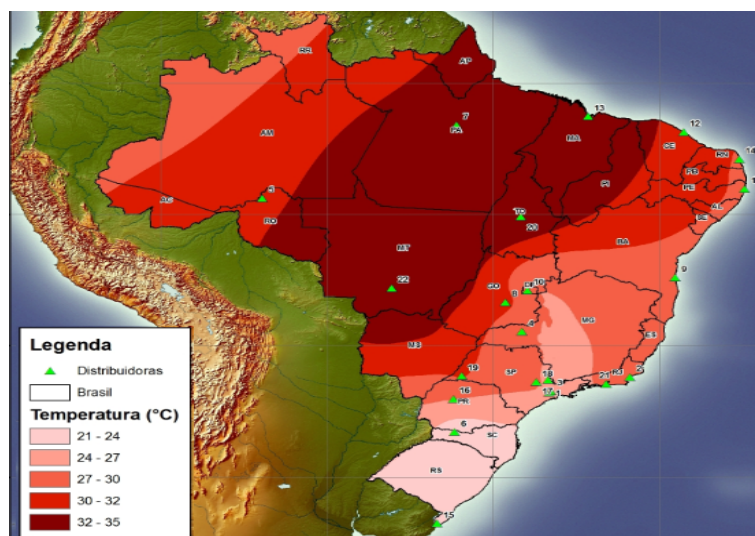


Figura 3.5: Temperatura Média no Brasil.

Nota: Elaboração Própria. Dados trimestrais de temperatura máxima média. Dados do INMET juntamente com dados do SIGEL-ANEEL. Utilização do *software* ArcGis - Topo to Raster.

econômico e social. Embora o simples consumo de energia elétrica não implique em melhora das condições de vida das populações, existe relação entre consumo de energia e indicadores de qualidade de vida como, por exemplo, o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) (Walter, 2007). Dessa maneira, a figura 3.6 ilustra informações geográficas acerca da disposição do IDH brasileiro por cidade.

A título de contextualização geográfica do IDH, identifica-se, na figura 3.6, que, no geral, as regiões Sudeste e Sul do Brasil são as que apresentam maior IDH relativamente às outras regiões. Tem-se que, do total de 5.592 municípios brasileiros, 1.385 (cerca de 24,77% do total de cidades) estão no quarto quartil da distribuição do IDH, concentrando-se, a sua grande maioria, nas regiões Sudeste e Sul.

Em direção oposta, em torno de 1.392 municípios (24,89% do total de municípios) encontram-se com IDH baixo, correspondente ao primeiro quartil da distribuição e *outliers* de baixo IDH. A maioria desses municípios distribui-se pelas regiões Norte e Nordeste do Brasil.

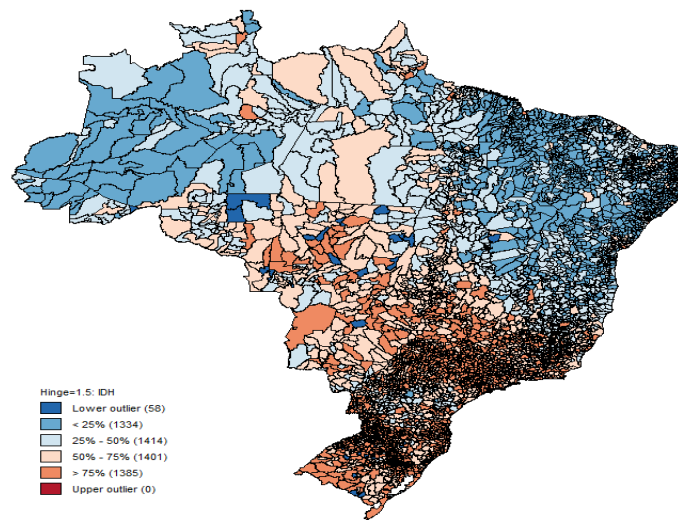


Figura 3.6: Índice de Desenvolvimento Humano no Brasil.

Nota: Elaboração Própria a partir de dados do SIGEL-ANEEL. IDH corresponde ao Índice de Desenvolvimento Humano. A escala refere-se as distribuições do IDH em quartis e entre parênteses corresponde ao número de cidades que se enquadram ao respectivo IDH. Utilização do *software* ArcView GIS.

O mapa da figura 3.7 apresenta-se mediante as categorias HH (*High-High* - áreas de alto IDH avizinhas por alto IDH), LL (*Low-Low* - áreas de baixo IDH avizinhas por baixo IDH), LH (*Low-High* - baixo IDH avizinhado por alto IDH) e HL (*High-Low* - alto IDH avizinhada por baixo IDH). Verifica-se que partes da região Sudeste e Sul revelam alto IDH avizinhado por alto IDH. No entanto partes das regiões Norte e Nordeste assinalam baixo IDH avizinhado por baixo IDH, corroborando as informações obtidas a partir do mapa da figura 3.6.

Na sequência, para ajuste dos modelos econométricos aos dados fez-se uma análise econométrica de dados em painel.

3.5.2 Efeitos Climáticos sobre o Valor das Empresas de Energia

Tendo em vista o objetivo de avaliar o impacto de variáveis climáticas sobre o valor das empresas de energia no Brasil, fez-se uma análise de dados em painel. Os

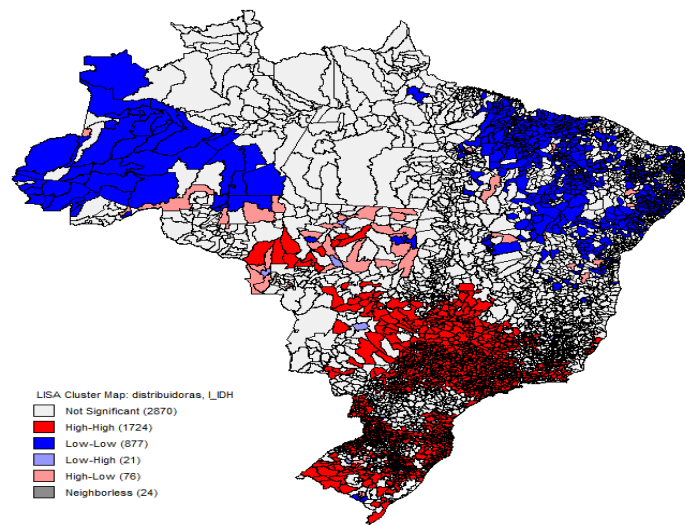


Figura 3.7: Mapa Anselin's LISA - IDH.

Fontes: Elaboração Própria a partir de dados do SIGEL-ANEEL. Mapa LISA (*Local Index of Spatial Autocorrelation*) referente ao IDH. Entre parênteses estão o número de cidades. Utilização dos softwares ArcView GIS e GeoDa.

modelos econométricos ajustados foram da forma 3.5.1, cuja variável dependente foi expressa pelo Q de Tobin, como *proxy* para o valor das empresas, conforme Pérez e Yun (2013).

$$Q_{it} = \beta_0 + \beta_1 VM_{it} + \beta_2 Div_{it} + \beta_3 Cap_{it} + \beta_4 OROA_{it} + \beta_5 TA_{it} + \beta_6 AT_{it} + \beta_7 Rec_{it} + \beta_8 Precip_{it} + \beta_9 Tmax_{it} + \beta_{10} Tmin_{it} + \varepsilon_{it}, \quad (3.5.1)$$

A título de ilustração georreferenciada, o mapa apresentado na figura 3.8 retrata o Q de Tobin das distribuidoras de energia elétrica amostradas, relacionando-o com a variável de precipitação pluviométrica trimestral acumulada. Apesar de parte da região Norte apresentar precipitação pluviométrica acumulada acima de 450 mm nos trimestres, constata-se que é justamente a região que apresenta as empresas com menores Q de Tobin (entre 0,4 e 0,8).

As empresas do grupo Eletrobrás, que tem controle acionário público federal,

que atendem boa parte dessa região. Vale destacar que, conforme apresentado nos mapas das figuras 3.6 e 3.7, a região Norte do Brasil é uma das que apresenta menor IDH. Isso sugere menor consumo de energia com consequente efeito no Q de Tobin dessas empresas.

Consoante Helmuth (1990), como as empresas distribuidoras de energia elétrica são detentoras de um monopólio natural, deveriam apresentar aos seus investidores um ganho equivalente somente ao seu custo de capital ($Q = 1$). Assim, se $Q > 1$, observa esse autor, estaria havendo redistribuição de renda dos usuários de energia elétrica para os acionistas das empresas. No caso em que $Q < 1$ (o que acontece na região Norte do Brasil), os acionistas estariam subsidiando os usuários do sistema e não haveria estímulos para novos investimentos.

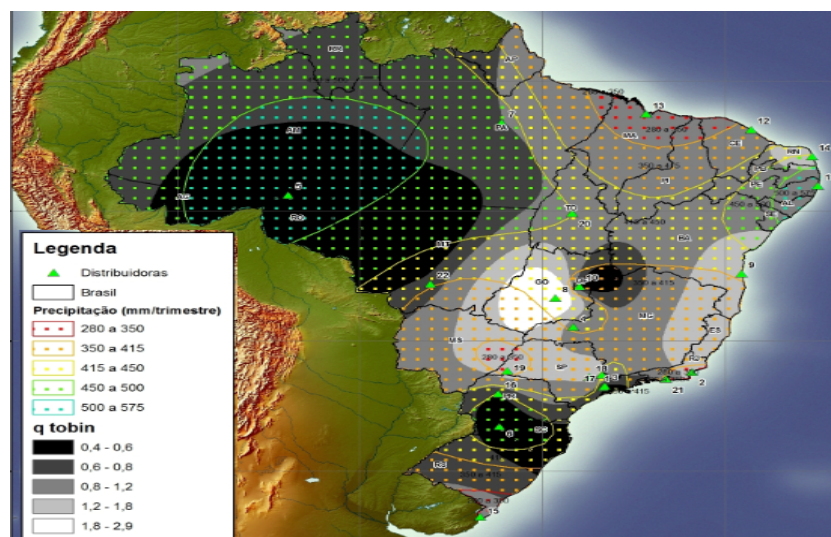


Figura 3.8: Q de Tobin e Precipitação Pluviométrica no Brasil.

Elaboração Própria. Dados das empresas amostradas e do INMET juntamente com dados do SIGEL-ANEEL. Utilização dos *softwares* GeoDa e ArcGis - Topo to Raster.

Tendo em vista que para cada empresa, a data de início dos dados foi diferente (sendo a data final o 4º trimestre de 2014), fez-se uma análise de dados em painel desbalanceado.

Desse modo, a metodologia utilizada referiu-se à análise de dados em painel

mediante ajuste dos modelos de efeitos fixos (FE) e de efeitos aleatórios (RE). O estimador de efeitos fixos individuais representa os efeitos específicos de cada empresa distribuidora de energia elétrica e que são constantes no tempo, caracterizando a heterogeneidade das empresas. Assim, um estimador de efeitos fixos utiliza-se da diferença entre cada variável e sua média temporal para eliminação do efeito não observável antes da estimação, implicando que quaisquer variáveis que são constantes no tempo sejam removidas.

O estimador de efeitos aleatórios pressupõe que o efeito não observável é não correlacionado com as outras covariáveis do modelo. Complementando, o painel de efeito fixo considera que a heterogeneidade característica de uma empresa ou grupo de empresas é constante e impacta somente no intercepto, seja em um determinado instante ou ao longo do tempo. Nesse sentido, o painel de efeito aleatório considera a heterogeneidade das empresas como variável, impactando nos resíduos da regressão (Wooldridge, 2010).

Sucintamente, de acordo com Wooldridge (2010), para o ajuste dos parâmetros para análise em painel, considera-se o modelo geral dado em 3.5.2.

$$Y_{it} = \alpha_i + X_{it}\beta + \varepsilon_{it} \quad (3.5.2)$$

Para análise de dados em painel com Efeitos Aleatórios (RE), os parâmetros são estimados conforme 3.5.3:

$$\beta^{RE} = (\sum X_i' \hat{\Omega}^{-1} X_i)^{-1} (\sum X_i' \hat{\Omega}^{-1} Y_i) \quad (3.5.3)$$

onde $\hat{\Omega}$ corresponde a matriz de covariância entre ε_{it} e α_i .

Para análise de dados em painel com Efeitos Fixos (FE), calcula-se a média referente a equação dada em 3.5.2, resultando na nova equação dada por 3.5.4.

$$\bar{Y}_i = \alpha_i + \bar{X}_i\beta + \bar{\varepsilon}_i \quad (3.5.4)$$

Dessa forma, subtraindo a equação 3.5.2 da equação 3.5.4, tem-se a expressão dada por 3.5.5.

$$\tilde{Y}_{it} = \tilde{X}_{it}\beta + \tilde{\varepsilon}_{it} \quad (3.5.5)$$

Assim, o ajuste dos parâmetros para dados em painel por efeitos fixos é dado em 3.5.6:

$$\hat{\beta}^{FE} = (\tilde{X}'_{it}\tilde{X}_{it})^{-1}(\tilde{X}'_{it}\tilde{Y}_{it}) \quad (3.5.6)$$

A comparação entre os ajustes dos parâmetros de efeitos fixos e aleatórios, foi feita a partir do teste de Hausman, que foi implementado após cada ajuste de modelos de dados em painel. Por sua vez, sob a veracidade da hipótese nula, os dois estimadores (efeitos fixos FE e efeitos aleatórios RE) são consistentes e, ainda, o estimador RE é eficiente. A hipótese alternativa do teste de Hausman é de que o estimador FE é consistente.

Formalmente, as hipóteses do teste de Hausman, são apresentadas.

$$H_o : E(\alpha_i|X_i) = 0$$

$$H_a : E(\alpha_i|X_i) \neq 0$$

A fórmula correspondente ao teste de Hausman é dado na equação 3.5.7.

$$H = (\hat{\beta}^{FE} - \hat{\beta}^{RE})'[var(\hat{\beta}^{FE}) - var(\hat{\beta}^{RE})]^{-1}(\hat{\beta}^{FE} - \hat{\beta}^{RE}) \sim \chi^2_N \quad (3.5.7)$$

Posto isso, a tabela 3.6 apresenta os resultados de seis ajustes de modelos econométricos, utilizando Efeitos Fixos e Efeitos Aleatórios, com os respectivos testes de Hausman.

Tabela 3.6: Modelos Econométricos Ajustados

Q de Tobin	Modelo 1 ^(a)	Modelo 2 ^(b)	Modelo 3 ^(c)	Modelo 4 ^(d)	Modelo 5 ^(e)	Modelo 6 ^(f)
valor	2.7e-08*** (3.39e-09)	2.2e-08*** (3.08e-09)	2.7e-08*** (3.34e-09)	2.3e-08*** (3.08e-09)	2.7e-08*** (3.32e-09)	2.2e-08*** (3.05e-09)
dívida	.9586*** (.1124096)	.9541*** (.1107453)	.9484*** (.1116059)	.9635*** (.1096069)	.9518*** (.1113417)	.9628*** (.1096047)
capex	.8424*** (.2452227)	.9247*** (.2474538)	.8499*** (.2460309)	.8968*** (.2465777)	.8505*** (.2444527)	.9169*** (.2469217)
oroa	1.0229*** (.1445628)	1.1654*** (.1434082)	1.0722*** (.1445369)	1.1788*** (.1428767)	1.0242*** (.1444445)	1.1658*** (.1433248)
taxa cresc ativo	-.2820*** (.0888256)	-.2863*** (.0896215)	-.2914*** (.0890063)	-.2931*** (.0891333)	-.2808*** (.0887282)	-.2879*** (.0895179)
ativo total	-.00002 (.0000382)	.00002 (.0000374)				
receita	.00002 (.0000261)	.00002 (.0000265)	.00003 (.0000256)	.00002 (.0000258)	.00002 (.0000259)	.00002 (.0000263)
precipitação	.00012*** (.00004)	.00009** (.0000398)			.00012*** (.0000398)	.00009** (.0000397)
tempmax	.01671** (.0077507)	.01234* (.0075065)			.0164** (.0077217)	.0126* (.0074848)
tempmin	-.02336*** (.0077343)	-.01558** (.0073921)			-.02301*** (.0076936)	-.0159** (.0073618)
cons	-.10889	-.1379	-.0331	-.0413	-.1136	-.1321
σ_α	.2961632	.18162278	.27245601	.20176558	.29266415	.18167417
σ_ε	.22239779	.22239779	.22390309	.22390309	.22225477	.22225477
Hausman (χ^2)		28.16***		17.58***		25.80***
R^2	0.2659	0.2608	0.2511	0.2491	0.2657	0.2616

Nota: Modelos ajustados por dados em painéis desbalanceados. Dados trimestrais das empresas distribuidoras de energia elétrica. ^(a) efeitos fixos com todas variáveis; ^(b) efeitos aleatórios com todas variáveis; ^(c) efeitos fixos somente com as variáveis financeiras (exceto ativo total); ^(d) efeitos aleatórios somente com as variáveis financeiras (exceto ativo total); ^(e) efeitos fixos com todas variáveis (exceto ativo total); ^(f) efeitos aleatórios com todas variáveis (exceto ativo total). Abaixo de cada coeficiente estimado está o respectivo erro-padrão entre parênteses. Hausman corresponde ao teste de Hausman referente aos modelos RE e FE. Utilização de todas as variáveis financeiras e climáticas. Onde: Q de Tobin=Valor contábil dos ativos + Valor de Mercado - Patrimônio Líquido)/ativo total; valor = valor de mercado; dívida = Dívida líquida/ativos = (Passivo Não Circulante + Passivo Circulante - Caixa(e títulos negociáveis))/ativo total; capex = Gasto de Capital/ativo total; oroa = Lucro operacional antes da depreciação/ ativo total; tx_ativo = Taxa de crescimento do ativo total; precip = precipitação pluviométrica acumulada no trimestre em (mm); tempmax = média trimestral das temperaturas máximas em ($^{\circ}C$); tempmin = média trimestral das temperaturas mínimas em ($^{\circ}C$); ativo_total = ativos totais das empresas; receita = receita líquida das empresas. ***, **, *, representam 1%, 5% e 10% de significância, respectivamente.

Os modelos 1 (FE) e 2 (RE), consideraram todas as variáveis de controle sob análise. Os resultados referentes ao modelo 1 indicam que as variáveis ativo total ($\hat{\beta}_6 = -0,00002$) e receita líquida ($\hat{\beta}_7 = 0,00002$) não têm efeitos significantes sobre o Q de Tobin das empresas, mesmo sendo um setor que exige investimentos de capital intensivo.

Por sua vez, as variáveis climáticas de precipitação ($\hat{\beta}_8 = 0,00012^{***}$), temperatura máxima ($\hat{\beta}_9 = 0,01671^{**}$) e temperatura mínima ($\hat{\beta}_{10} = -0,0234^{***}$) foram todas significantes. As variáveis de precipitação e temperatura máxima tiveram efeitos significantes e positivos sobre o Q de Tobin.

A partir do modelo 1 reportado na tabela 3.6, os resultados sugerem que se a temperatura máxima aumentar em $1^\circ C$, espera-se que o Q de Tobin aumente em 0,01671; e se a temperatura mínima cair $1^\circ C$, espera-se que o Q de Tobin aumente em 0,02336. Esses resultados estão de acordo com o trabalho de Ahmed et al. (2012), que examinam os efeitos das mudanças climáticas sobre o consumo de energia elétrica na Austrália. Esses autores concluem que o aumento de um grau na temperatura poderia levar a um aumento de 1,36% na demanda *per capita* de energia elétrica naquele país.

Para o modelo 2, os resultados encontrados são todos similares aos resultados referentes ao modelo 1. Identifica-se, na tabela 3.6, ainda, que, para os modelos 1 e 2 ajustados, o poder de explicação, dado pelo R^2 , ficara próximo a 26,50%. Para identificar qual modelo que deveria ser utilizado entre os dois apresentados, o teste de Hausman foi significativo ($\chi^2 = 28,16^{***}$). Esse resultado indica que o ajuste do modelo 3.5.1 por efeito fixos é consistente.

Em busca de robustez para os resultados encontrados, as variáveis climáticas e a variável de ativo total foram retiradas da análise. E os modelos de efeitos fixos e aleatórios foram novamente ajustados aos dados, sendo referentes aos modelos 3 e 4 reportados na tabela 3.6.

Dessa maneira, excluindo as variáveis exógenas de precipitação pluviométrica e temperatura e retirando a variável financeira de ativo total, todas as demais variáveis financeiras continuaram significantes, exceto a variável de receita líquida, que também não foi significativa nos outros modelos ajustados. Constatou-se queda no poder de explicação dos modelos 3 e 4, com isso, reduzindo em torno de 26,59% para 25,11%, o que já era esperado devido à omissão das variáveis climáticas. O teste de Hausman ($\chi^2 = 17,58^{***}$), referente aos modelos 3 e 4, também foi significativo, assim, assinalando que a hipótese nula é rejeitada, o que indica que o modelo 3 é consistente.

Ao considerar o estudo do efeito climático sobre o valor das empresas, nos modelos 5 e 6, foram incorporadas as variáveis exógenas de precipitação pluviométrica e temperaturas, na ausência da variável ativo total.

Para o modelo 5 (FE), com a adição das variáveis climáticas de precipitação ($\hat{\beta}_8 = 0,00012^{***}$), temperatura máxima ($\hat{\beta}_9 = 0,0164^{**}$) e temperatura mínima ($\hat{\beta}_{10} = -0,02301^{***}$), constatou-se que todas são significantes. As demais variáveis financeiras utilizadas continuaram todas significantes e a receita líquida também continuou não significativa. O modelo 6 (RE) apresentou resultados similares aos do modelo 5. Da mesma forma que os casos anteriores, a hipótese nula do teste de Hausman foi rejeitada ($\chi^2 = 25,80^{***}$), indicando que o modelo ajustado por efeitos fixos é um modelo consistente e o modelo a ser utilizado.

Complementarmente, pela tabela 3.6, verifica-se que todas as variáveis foram significantes, com exceção das variáveis receita líquida e ativo total. Em todos os casos, constatou-se que as magnitudes de todos os coeficientes estimados são similares, conforme ilustrado na figura 3.9.

Convém observar que os resultados reportados na tabela 3.6 sugerem que a cada 100 mm a menos de chuvas acumuladas por trimestre, o Q de Tobin das empresas reduz cerca de 0,012, não rejeitando a hipótese **H1** construída. Ou seja, a

precipitação pluviométrica tem impacto significativo sobre o valor das empresas distribuidoras de energia elétrica no Brasil. Ao considerar que variações de chuvas possam impactar nas chances de ocorrências de eventos climáticos extremos (Chiew et al., 2006), o resultado apresentado sugere que as distribuidoras brasileiras de energia poderiam trabalhar de maneira mais próxima aos institutos de previsão meteorológica. Com isso, essas distribuidoras poderiam tomar medidas preventivas de forma a antecipar o risco de uma possível falta de chuvas.

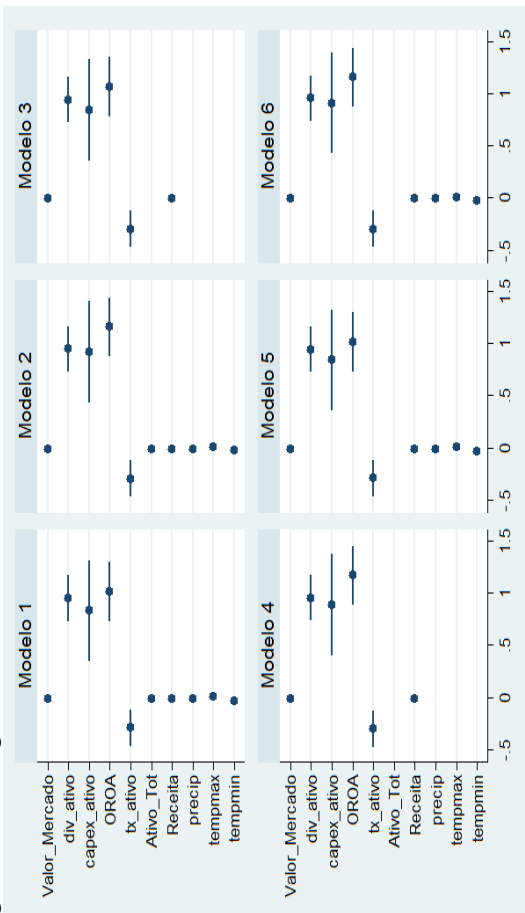
Na mesma linha, foi constatado, a partir dos modelos ajustados na tabela 3.6, que as variáveis climáticas de temperatura máxima ($\hat{\beta}_9 = 0,0164^{**}$) e mínima ($\hat{\beta}_{10} = -0,02301^{***}$) têm impacto significativo sobre o Q de Tobin das empresas. Constatou-se que, para cada aumento de $1^\circ C$ na temperatura máxima, é esperado um acréscimo de 0,0164 no Q de Tobin das empresas e, para cada redução de $1^\circ C$ na temperatura mínima, é esperado um aumento no Q de Tobin de 0,02301.

Esses achados não rejeitam a hipótese **H2** de que as variáveis de temperatura têm efeito significativo sobre o valor das empresas do setor elétrico. Vale ressaltar que tais resultados referentes às variáveis de temperatura corroboram os resultados dos trabalhos de De Cian et al. (2007) e Mansur et al. (2008), os quais concluem que, em verão mais quente e inverno mais frio, há maior consumo de energia elétrica, impactando, conseqüentemente, o Q de Tobin das distribuidoras de energia elétrica.

Visto que os trabalhos de Hanggi e Weingartner (2012) e Gaudard et al. (2013) sugerem que mudanças climáticas afetam a produção das hidrelétricas, o presente estudo analisou o impacto direto e suas magnitudes das variáveis climáticas acerca do valor das distribuidoras de energia.

Dessa forma, constatou-se que as variáveis de precipitação pluviométrica e temperatura são importantes direcionadores de valor das empresas de energia elétrica.

Figura 3.9: Magnitude dos Coeficientes Estimados - Painel Desbalanceado.



Nota: Cada ponto representa a magnitude dos coeficientes estimados e representados na tabela 3.6. As linhas horizontais representam os intervalos de confiança do respectivo coeficiente. Modelo 1 refere-se a efeitos fixos com todas variáveis; Modelo 2 refere-se a efeitos aleatórios com todas variáveis; Modelo 3 refere-se a efeitos fixos somente com as variáveis financeiras (exceto ativo total); Modelo 4 refere-se a efeitos aleatórios somente com as variáveis financeiras (exceto ativo total); Modelo 5 refere-se a efeitos fixos com todas variáveis (exceto ativo total); Modelo 6 refere-se a efeitos aleatórios com todas variáveis (exceto ativo total). Valor_Merc = valor de mercado das empresas em R\$; div_ativo = Dívida líquida/ativos = (Passivo Não Circulante + Passivo Circulante - Caixa(e títulos negociáveis))/ativo total; capex_ativo = Gasto de Capital/ativo total; oroa = Lucro operacional antes da depreciação/ ativo total; tx_ativo = Taxa de crescimento do ativo total; precip = precipitação pluviométrica acumulada no trimestre em (mm); tempmax = média trimestral das temperaturas máximas em ($^{\circ}C$); tempmin = média trimestral das temperaturas mínimas em ($^{\circ}C$); ativo_total = ativos totais das empresas; receita = receita líquida das empresas.

3.5.3 Georreferenciamento e o Impacto Climático sobre o Valor das Empresas de Energia

No campo de direcionadores de valor das empresas de energia, além das variáveis climáticas, foi importante avaliar a possível influência da localização geográfica das empresas.

Após a análise dos modelos econométricos tradicionais, foi apresentada uma aplicação do modelo espacial autorregressivo (SAR). Tal modelo adiciona uma matriz de vizinhança espacial W , a qual considera as distâncias entre as distribuidoras de energia amostradas.

O objetivo do ajuste do modelo SAR foi de confirmar ou refutar a hipótese **H3**, que diz respeito ao aumento do seu poder de explicação comparativamente aos modelos econométricos usuais.

O modelo SAR ajustado é representado por 3.5.8.

$$\begin{aligned} Q_{it} = & \rho W Q_{i,t-1} + \beta_0 + \beta_1 VM_{it} + \beta_2 Div_{it} + \beta_3 Cap_{it} \\ & + \beta_4 OROA_{it} + \beta_5 TA_{it} + \beta_6 AT_{it} + \beta_7 Rec_{it} \\ & + \beta_8 Precip_{it} + \beta_9 Tmax_{it} + \beta_{10} Tmin_{it} + \varepsilon_{it}, \quad (3.5.8) \end{aligned}$$

onde $-1 < \rho < 1$ e

$i = 1, \dots, 22$ é o índice das empresas distribuidoras

$t =$ trimestres de cada empresa até o quarto trimestre de 2014

$Q_{it} = Q$ de Tobin

$W =$ matriz de vizinhança espacial

$VM_{it} =$ Valor de Mercado

$Div_{it} = \frac{(Dívida Líquida)_{it}}{Ativos_{it}}$

$$\text{Cap}_{it} = \frac{\text{Capex}_{it}}{\text{Ativos}_{it}}$$

$$\text{OROA}_{it} = \frac{\text{Lucro}_{it}}{\text{Ativo}_{it}}$$

$$\text{TA}_{it} = (\text{Taxa de crescimento do ativo total})_{it}$$

$$\text{AT}_{it} = (\text{Ativo Total})_{it}$$

$$\text{Rec}_{it} = (\text{Receita Líquida})_{it}$$

$$\text{Precip}_{it} = \text{Precipitação}_{it}$$

$$\text{Tmax}_{it} = (\text{Temperatura Máxima})_{it}$$

$$\text{Tmin}_{it} = (\text{Temperatura Mínima})_{it}$$

sendo ε_{it} o termo aleatório de erro normalmente distribuído.

Ressalta-se que, no modelo SAR apresentado em 3.5.8, a variável $WQ_{i,t-1}$ é naturalmente endógena devido ao viés de simultaneidade. Dessa forma, o estimador por Mínimos Quadrados Ordinários (OLS) é inconsistente. Então, para estimar os parâmetros do modelo SAR, é utilizado o Método dos Momentos Generalizados (GMM) (Almeida, 2012).

A diferença entre econometria tradicional e econometria espacial reside na incorporação explícita dos efeitos espaciais na regressão, os quais são representados pela matriz W de vizinhança espacial. Essa dependência espacial significa, portanto, que o valor de uma variável de interesse (no caso o Q de Tobin) em certa região i , por exemplo Q_i , depende do valor dessa variável nas regiões próximas j , Q_j , além do conjunto de variáveis explicativas (Fotheringham, Brunson e Charlton, 2003).

O modelo SAR deve ser usado quando o senso comum aponta que alterações em uma observação da variável Q (no caso o Q de Tobin), causadas por choques endógenos ou exógenos ao modelo, dispersam-se pelos vizinhos, causando alterações nas outras observações de Q .

Assim, o objetivo desse tipo de aplicação econométrica é incorporar o posicionamento geográfico das empresas distribuidoras de energia ao modelo econométrico, em que esse tipo de informação poderia acarretar problemas de variáveis omitidas nos modelos econométricos convencionais.

Para essa análise espacial, utilizando dados em painel, são considerados apenas dados em painel balanceado devido à restrição quanto ao uso do *software* utilizado no presente estudo, que é o GeoDaSpace. Por conseguinte, para análise das 22 empresas, os dados considerados foram todos a partir do quarto trimestre do ano de 2007. Data esta em que todas as empresas possuíam todos os dados disponíveis.

Dessa maneira, as 22 empresas analisadas apresentavam dados consistentes e regulares até o final do quarto trimestre do ano de 2014, totalizando 29 trimestres. Da mesma forma, para os trimestres e empresas correspondentes, foram considerados os respectivos dados climáticos de precipitação pluviométrica e temperaturas.

Para fins comparativos de poder de explicação, os modelos de dados em painel por efeitos fixos e aleatórios também foram ajustados.

A tabela 3.7 reporta os resultados obtidos a partir dos modelos econométricos tradicionais e do modelo espacial autorregressivo SAR.

Com respeito ao ajuste do modelo SAR apresentado na tabela 3.7 e partindo do pressuposto de que a inclusão da variável espacial $WQ_{i,t-1}$ implica na inclusão de uma variável endógena, empregaram-se as variáveis defasadas espacialmente como instrumentos. Vale ressaltar que, para a relevância dos instrumentos, é necessário que eles estejam correlacionados com a defasagem espacial da variável dependente, e, para a garantia da propriedade de exogeneidade, é exigido que o conjunto de instrumentos não esteja correlacionado com o termo de erro, conforme é destacado em Almeida (2012). Além disso, utiliza-se o Método Ge-

neralizado de Momentos (GMM) para estimativa consistente dos parâmetros do modelo SAR.

A verificação da validade dos instrumentos utilizados no modelo SAR, constatada a partir da aplicação do teste de Kleibergen e Paap (2006), cuja hipótese nula foi rejeitada (valor-p=0,0032***) com 1% de significância, confirmou a relevância dos instrumentos usados no ajuste do modelo. Em seguida, o teste de Hansen (valor-p=0,3442) foi não significativo, ou seja, a hipótese nula de que todos os instrumentos não são correlacionados com o termo de erro não foi rejeitada. A análise desses dois testes aplicados conjuntamente corrobora a validade do modelo SAR ajustado.

O teste de Hausman foi aplicado para os modelos econométricos tradicionais de efeitos fixos (FE) e efeitos aleatórios (RE), cuja hipótese nula foi rejeitada ($\chi^2 = 24,55^{***}$), assim, constatando-se que o modelo ajustado FE é um modelo consistente e preferível ao RE. Verificou-se, ainda, que a magnitude dos respectivos coeficientes ajustados, tanto por Efeitos Fixos como por Efeitos Aleatórios, é semelhante, conforme ilustrado na figura 3.10.

Acerca dos resultados reportados na tabela 3.7, comparando-se os modelos FE e SAR, constatou-se que as mesmas variáveis foram significantes, com exceção da variável temperatura máxima, que foi significativa no modelo FE ($\hat{\beta}_9 = 0,00398^*$) e não significativa no modelo SAR ($\hat{\beta}_9 = 0,002871$).

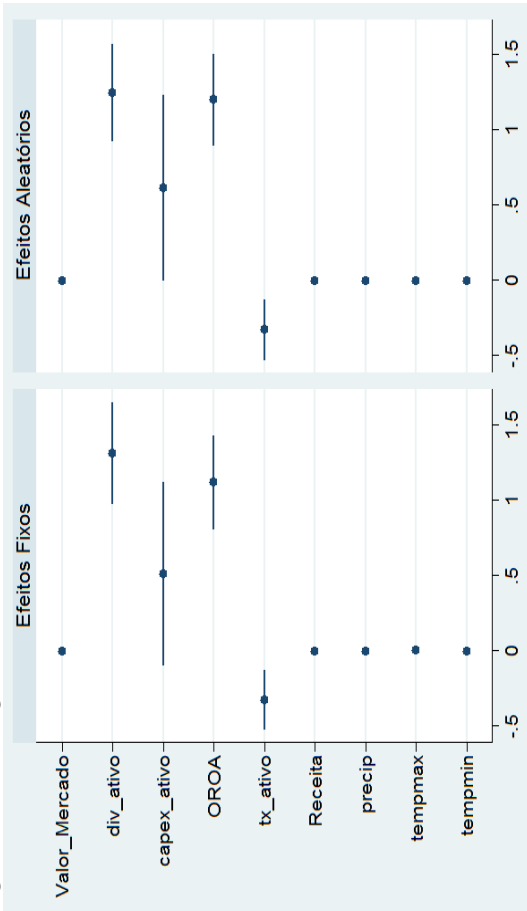
Os sinais correspondentes das demais variáveis foram os mesmos, e a magnitude dos coeficientes estimados foi similar. A variável de precipitação pluviométrica apresentou coeficiente positivo tanto para o modelo FE como para o SAR. Dessa forma, os resultados sugerem que a cada decréscimo de 100 mm na precipitação pluviométrica trimestral acumulada espera-se uma queda no Q de Tobin dessas empresas em aproximadamente 0,003.

Tabela 3.7: Modelos Ajustados

Q de Tobin	Modelo FE ^(a)	Modelo RE ^(b)	Modelo SAR ^(c)
valor de mercado	2.3e-08*** (3.49e-09)	1.9e-08*** (3.24e-09)	2.0e-08** (.98e-08)
dívida	1.31621*** (.1709367)	1.24986*** (.1638363)	1.42723*** (.2513228)
capex	.515870 * (.3107851)	.61787* (.3139169)	.55309** (.2087921)
oroa	1.12198*** (.1587776)	1.2029*** (.1572746)	1.21765** (.5730919)
taxa de cresc. ativo	-.32491*** (.099597)	-.32711*** (.101706)	-.42067*** (.1221907)
receita	-.00003 (.0000259)	-.000025 (.0000264)	.000012 (.0000366)
precip	.00003** (.0000132)	.00002* (.0000185)	.00004* (.0000311)
tempmax	.00398* (.0023513)	.00083* (.007226)	.002871 (.0075336)
tempmin	-.00122 (.0076175)	.003199 (.0074073)	-.00276 (.0065881)
cons	-.30115	-.233406	-.40038
ρ			.40521** (.1877022)
σ_α	.31265351	.20288468	
σ_ε	.19407611	.197176	
Teste de Kleibergen-Paap			p = 0.0032***
Teste de Hansen			p = 0.3442
Teste de Hausman (χ^2)		24.55***	
R^2	0.2108	0.2078	0.3731

Nota: Painel Balanceado. Dados trimestrais das empresas distribuidoras de energia elétrica iniciando no quarto trimestre de 2007 até o quarto trimestre de 2014. Utilização de todas variáveis financeiras (exceto ativo total) e todas as variáveis climáticas. Abaixo de cada coeficiente estimado, entre parênteses, corresponde aos respectivos erros-padrões. ^(a) modelo por efeitos fixos; ^(b) modelo por efeitos aleatórios; ^(c) modelo Espacial Autorregressivo (SAR). O teste de Hausman corresponde ao teste entre FE e RE. Onde: Q de Tobin=Valor contábil dos ativos + Valor de Mercado - Patrimônio Líquido)/ativo total; Valor de Mercado = valor de mercado das empresas em R\$; dívida = Dívida líquida/ativos = (Passivo Não Circulante + Passivo Circulante - Caixa(e títulos negociáveis))/ativo total; capex = Gasto de Capital/ativo total; oroa = Lucro operacional antes da depreciação/ ativo total; taxa de cresc. ativo = Taxa de crescimento do ativo total; receita = receita líquida das empresas; precip = precipitação pluviométrica acumulada no trimestre em (mm); tempmax = média trimestral das temperaturas máximas em ($^{\circ}C$); tempmin = média trimestral das temperaturas mínimas em ($^{\circ}C$); ρ é o coeficiente correspondente a variável espacial do modelo SAR; e p corresponde ao valor-p dos testes feitos. σ_α é o desvio-padrão devido ao efeito individual α_i ; e σ_ε é o desvio-padrão devido ao erro idiossincrático ε_{it} . Utilização dos *softwares* GeoDa e GeoDaSpace para o ajuste do modelo SAR e o STATA para os modelos FE e RE. ***, **, *, representam 1%, 5% e 10% de significância, respectivamente.

Figura 3.10: Magnitude dos Coeficientes Estimados - Painel Balanceado



Nota: Cada ponto no gráfico representa a magnitude dos coeficientes estimados dos modelos Efeitos Fixos e Efeitos Aleatórios representados na tabela 3.7. As linhas horizontais representam os intervalos de confiança do respectivo coeficiente. Valor_Merc = valor de mercado das empresas em R\$; div_ativo = Dívida Líquida/ativos = (Passivo Não Circulante + Passivo Circulante - Caixa(e títulos negociáveis))/ativo total; capex_ativo = Gasto de Capital/ativo total; OROA = Lucro operacional antes da depreciação/ ativo total; tx_ativo = Taxa de crescimento do ativo total; precip = precipitação pluviométrica acumulada no trimestre em (mm); tempmax = média trimestral das temperaturas máximas em ($^{\circ}C$); tempmin = média trimestral das temperaturas mínimas em ($^{\circ}C$); receita = receita líquida das empresas.

Essa constatação pode vir a ser importante para as empresas brasileiras distribuidoras de energia terem planejamento financeiro baseado em previsões meteorológicas de chuvas. Portanto, conforme Weinhofer e Hoffmann (2010), essas distribuidoras poderiam amenizar a pressão que vêm sofrendo por parte dos governos, clientes e acionistas, assim, tomando medidas para minimizar os efeitos de possíveis mudanças climáticas oriundas de chuvas.

O coeficiente da variável defasada espacialmente $WQ_{i,t-1}$ é significante ($\hat{\rho} = 0,40521^{**}$) com 5% de significância. Esse resultado indica que o Q de Tobin de uma empresa do setor de distribuição de energia de determinada região do país é afetado significativamente pela variação do Q de Tobin das empresas estabelecidas em regiões vizinhas.

Esse resultado é esperado devido à proximidade das regiões de atuação das distribuidoras de energia e o respectivo efeito que as variáveis climáticas de chuvas e temperaturas exercem sobre elas. Tal fato reforça os achados de Keef e Roush (2002) e Prodan (2013), que argumentam que o efeito de variáveis climáticas dependem da localização da empresa sob análise.

Portanto, ressalta-se que a informação de localização não é considerada nos modelos econométricos convencionais. Assim, esse achado pode vir a contribuir para a literatura, visto que a inserção de variáveis espaciais em modelos econométricos aplicados a finanças, no Brasil, é praticamente nula.

Em adição, além das variáveis climáticas de chuvas e temperaturas, a variável de posicionamento geográfico apresenta-se como importante direcionador de valor das empresas de energia elétrica.

Comparativamente ao modelo econométrico tradicional (FE), a inclusão da variável $WQ_{i,t-1}$ no modelo SAR mostra-se relevante para eliminar a dependência espacial que poderia estar presente nos resíduos dos modelos tradicionais (Fotheringham et al., 2003). Com isso, os resultados encontrados na tabela 3.7

sugerem aumento expressivo no poder de explicação do modelo espacial SAR ($R^2 = 0.3731$) em relação ao modelo econométrico tradicional FE ($R^2 = 0.2108$).

Esse resultado não rejeita a hipótese **H3**, inferindo que os modelos econométricos espaciais apresentam poder de explicação superior aos modelos econométricos tradicionais.

Tendo em vista essa superioridade do modelo SAR, em termos de poder de explicação, isso pode acarretar resultados mais consistentes e robustos em relação aos modelos econométricos tradicionais.

3.6 Considerações Finais e Implicações

Variações climáticas extremas são cada vez mais constantes tanto em âmbito nacional quanto mundial. Especificamente no caso do Brasil, a ocorrência de secas ou de chuvas em excesso é frequente em diversas regiões do país. Por conseguinte, estudar um setor tão peculiar e de alta relevância para o crescimento econômico do país, quanto o é o setor elétrico, mostra-se útil para o meio acadêmico e sociedade como um todo.

Em períodos de falta de chuvas, torna-se necessário o acionamento de usinas termoelétricas, que possuem custo maior em relação à energia gerada pelas hidrelétricas. Consequentemente, aumenta-se o custo da energia comprada pelas distribuidoras de energia, impactando negativamente os seus fluxos de caixas.

A avaliação do impacto de variáveis climáticas sobre o setor de distribuição de energia no nível financeiro das empresas contribui com a literatura de finanças, que se mostra escassa no assunto, especialmente para dados de empresas brasileiras (Buccini et al., 2015).

Neste ensaio, foram analisados dados de 22 empresas distribuidoras de energia elétrica do Brasil. Empregaram-se dados financeiros trimestrais dessas empresas, além de dados de precipitação pluviométrica e dados de temperatura de acordo

com a região de principal atuação das respectivas empresas (Pérez e Yun, 2013).

A análise econométrica de dados em painel foi adotada, para tanto, utilizando efeitos fixos e efeitos aleatórios. Além disso, o teste de Hausman foi empregado para verificação do melhor ajuste entre os dois modelos citados. Em todos os casos, constatou-se que o modelo de efeitos fixos é preferível ao modelo de efeitos aleatórios.

A variável dependente empregada foi o Q de Tobin das empresas, usado como *proxy* para o valor das mesmas. Além das variáveis de controle adotadas, as variáveis exógenas de precipitação pluviométrica e temperaturas também foram incorporadas aos modelos, bem como as localizações geográficas das empresas dadas pelas latitudes e longitudes correspondentes. A correspondência de dados dessa natureza em finanças mostra-se relevante devido a escassez de estudos para tal fim no Brasil.

A partir dos modelos ajustados, foi constatado que todas as variáveis foram significantes, com exceção das variáveis financeiras de receita líquida e ativo total. Foram ajustados modelos com todas as variáveis (modelos 1 e 2), modelos somente com as variáveis financeiras e sem ativo total (modelos 3 e 4) e modelos com todas as variáveis, exceto ativo total (modelos 5 e 6). Em todos os ajustes, os resultados dos coeficientes estimados foram próximos, dando consistência às constatações obtidas e indicando que os modelos ajustados são robustos.

Os resultados sugerem que, para cada redução de 100 mm na chuva trimestral acumulada, é esperada uma redução de cerca de 0,012 no Q de Tobin das empresas. Esse achado está em linha com o resultado do trabalho de Pérez e Yun (2013), onde é destacado que um gerenciamento ativo de riscos poderia levar a um aumento do valor das empresas americanas de energia. Resultado esse importante, pois, como os institutos meteorológicos apresentam previsões de quantidade pluviométrica para determinados períodos, isso pode propiciar melhor planejamento

financeiro para as distribuidoras de energia. Ademais, essas empresas podem tentar antecipar ações que mitiguem os possíveis efeitos negativos oriundos da falta de chuvas.

Em decorrência disso, os resultados não rejeitaram as duas primeiras hipóteses (**H1** e **H2**) estabelecidas, ou seja, de que tanto a precipitação pluviométrica como a temperatura têm efeito significativo sobre o valor das empresas. Isso pode vir a ajudar essas empresas a reduzirem a pressão por parte dos governos, clientes e acionistas para adoção de estratégias a fim de minimizar os efeitos oriundos de uma possível variação climática, conforme apresentado em Weinhofer e Hoffmann (2010).

Como a localização geográfica das distribuidoras de energia no Brasil pode acarretar problema de variável omitida nos modelos econométricos tradicionais, a mesma foi utilizada na análise. Para tanto, foi estabelecida uma matriz de contingência espacial W , onde, a partir dela, foi construída a variável de defasagem espacial $WQ_{i,t-1}$. Com base nessas informações, o modelo Espacial Autorregressivo SAR foi ajustado aos dados. Os resultados obtidos sugerem que a variável de precipitação pluviométrica continua com impacto significativo ($\hat{\beta}_8 = 0,00004^*$) sobre o Q de Tobin, além da variável de defasagem espacial, que também apresenta efeito significativo ($\hat{\rho} = 0,40521^{**}$).

Essa dependência espacial indica que o Q de Tobin de uma empresa do setor de distribuição de energia de determinada região do Brasil é afetado significativamente pela variação do Q de Tobin das empresas estabelecidas em regiões vizinhas. Esse é um resultado esperado devido à proximidade das regiões de atuação das distribuidoras de energia e ao respectivo impacto que essas variáveis climáticas de chuvas e temperaturas exercem sobre elas. Vale ressaltar que esse achado só foi possível em função da abordagem econométrica utilizar um modelo espacial, diferentemente dos modelos tradicionais, que são os mais usuais na literatura

de finanças.

Ao empregar o modelo SAR, o efeito da defasagem espacial que poderia estar inserido nos modelos econométricos tradicionais foi capturado e, consequentemente, aumentou de forma expressiva o poder de explicação obtido no modelo espacial, onde o R^2 do modelo FE, que era de 0,2108, foi aumentado para 0,3731 no modelo SAR. Esse fato não rejeita a terceira e última hipótese (**H3**) deste estudo, isto é, sobre o aumento do poder de explicação no ajuste do modelo econométrico espacial em relação aos modelos tradicionais. Portanto, tal aumento do poder explicação pode dar maior confiabilidade e consistência aos resultados obtidos.

Diante do exposto, enfatiza-se a importância da utilização das variáveis de precipitação pluviométrica, temperaturas e posição geográfica como direcionadores de valor das empresas de energia elétrica.

Por fim, em virtude da grande extensão territorial do Brasil, uma das limitações deste estudo é considerar dados climáticos somente sobre a região de principal atuação das empresas, assim como realizado no trabalho de Pérez e Yun (2013) com dados dos Estados Unidos.

Para pesquisas futuras, além de estudar o setor elétrico, pode ser interessante desenvolver uma análise comparativa com outros setores brasileiros, tais como o de varejo, para identificar quais são as possíveis diferenças dos impactos climáticos respectivos e, ainda, acrescentar outros modelos econométricos espaciais nas análises. Em adição, incorporar outras variáveis climáticas também nas análises para investigar suas possíveis significâncias como direcionadores de valor das empresas.

Capítulo 4

Conclusão

O aumento da ocorrência de mudanças climáticas extremas gera preocupações entre governantes, empresas e pessoas ao redor do mundo. O risco de crises alimentares e a incidência de eventos climáticos extremos (como excesso ou falta de chuvas, terremotos, etc.), apontados no Global Risk (World-Bank, 2014) entre os riscos globais de maior severidade para os próximos anos, sustentam tamanha preocupação.

Esta tese teve por objetivo estudar o impacto de eventos climáticos no âmbito financeiro de empresas de dois primordiais setores da economia brasileira: o setor de alimentos e o setor de energia elétrica.

No capítulo 2, foram investigados os dias em que houve ocorrência de chuvas extremas e a mensuração do risco de seus impactos sobre o retorno financeiro diário de seis representativas ações do setor alimentício brasileiro. A Teoria de Valores Extremos foi empregada como suporte para o ajuste do valor em risco (VaR) previsto para o dia seguinte ao evento extremo.

Os resultados empíricos encontrados sugerem que, das seis empresas amostradas, em cinco delas, mais de 50% das ocorrências de dias com chuvas extremas impactaram de forma significativa o retorno financeiro das ações analisadas. A outra empresa teve aproximadamente 36,59% dos impactos extremos significantes, sendo a magnitude de perda esperada para o dia seguinte ao evento extremo a maior (3,41%) entre as empresas analisadas. Dessa maneira, não se rejeitou a

hipótese **H** elaborada no capítulo 1, ou seja, as chuvas extremas impactam significativamente a indústria brasileira de alimentos.

As empresas SLC Agrícola e Vanguarda Agro, que têm foco maior de suas produções em *commodities* agrícolas (soja, milho e algodão), obtiveram impacto em torno de 54% das chuvas extremas ocorridas no período analisado.

Tendo em vista a consistência dos resultados obtidos, foi aplicado o teste de Kupiec (McNeil e Frey, 2000), em que foi constatado que os modelos gerados a partir de 1.000 observações mostraram-se com melhor poder preditivo do VaR, principalmente, pelo fato do uso da distribuição Generalizada de Pareto que trabalha somente com os excessos da distribuição.

No capítulo 3, desenvolveu-se um estudo para verificar a influência das variáveis climáticas de precipitação pluviométrica e temperatura sobre o valor de 22 empresas distribuidoras de energia elétrica no Brasil. Ressalta-se a importância da construção da base de dados analisados, visto que a mesma possui dados trimestrais de variáveis financeiras das empresas, dados de precipitação pluviométrica trimestral acumulada e temperatura média, bem como informações de localização geográfica da principal região de atuação das empresas.

Na análise exploratória de dados, além das estatísticas descritivas usuais, foram reportados mapas georreferenciados, posicionando geograficamente algumas variáveis de interesse com as empresas distribuidoras de energia elétrica no Brasil. Esse tipo de informação é importante para dar visão mais abrangente e detalhada do comportamento dos dados.

A partir disso, com o emprego da análise econométrica de dados em painel, diversos modelos foram ajustados e, em todos, verificou-se que as variáveis de precipitação pluviométrica e temperatura tiveram impacto significativo sobre o Q de Tobin das empresas. Foi constatado que, para cada 100 mm a menos de precipitação pluviométrica trimestral acumulada, há uma redução no Q de Tobin dessas

empresas na ordem de 0,012. Vale ressaltar que, se o Q de Tobin de uma empresa de energia estiver menor que 1, os acionistas da empresa poderiam estar subsidiando os usuários do sistema e, assim, não haveria estímulos para novos investimentos (Helmuth, 1990).

Sabe-se que, em períodos de pouca chuva (ou seca), torna-se necessário o acionamento de termoelétricas, por conseguinte, aumentando o custo da energia comprada pelas distribuidoras de energia e alterando de forma negativa os fluxos de caixa destas. Esses resultados, encontrados mediante a metodologia aplicada, podem propiciar a essas empresas, a partir de previsões meteorológicas, melhor planejamento financeiro, bem como proporcionar a antecipação de medidas que reduzam possíveis impactos negativos em seus fluxos de caixa.

Em seguida, incorporando uma matriz de dependência espacial das empresas, ou seja, construindo uma matriz que leva em consideração a posição geográfica das distribuidoras de energia, desenvolveu-se uma análise econométrica espacial. Foi empregado, para tanto, o Modelo Espacial Autorregressivo para dados em painel, pelo qual se considera a defasagem espacial das empresas.

Além da variável de precipitação pluviométrica continuar significativa no modelo espacial, a variável de defasagem espacial também foi significativa. Esse resultado sugere que o Q de Tobin de uma empresa do setor de distribuição de energia de uma determinada região do Brasil é afetado significativamente pela variação do Q de Tobin das empresas estabelecidas em regiões vizinhas. Como consequência, também, houve aumento no poder de explicação do modelo espacial em relação aos modelos econométricos tradicionais.

Assim, não se rejeitaram as três hipóteses estabelecidas no capítulo 3. As hipóteses **H1** e **H2** afirmavam que o valor das empresas do setor elétrico brasileiro era afetado pela precipitação pluviométrica e pela temperatura média, respectivamente. A hipótese **H3** afirmava que o poder de explicação do modelo

econométrico espacial era maior em relação ao poder de explicação dos modelos econométricos tradicionais.

Os resultados encontrados no capítulo 3, sugerem que os efeitos das variáveis de chuva, temperatura e localização geográfica são importantes direcionadores de valor das empresas de energia elétrica. Variáveis essas, normalmente, não consideradas na literatura de finanças.

Esta tese pode trazer contribuições importantes para a literatura de finanças em se tratando de dados dessa natureza, especialmente para o Brasil. Isso porque, conforme relatado por Wacker (1998) e Wacker (2004), o desenvolvimento de pesquisas empíricas e o estudo de relacionamento entre variáveis são considerados os alicerces para o desenvolvimento teórico. Ademais, como os retornos financeiros das ações da indústria de alimentos e o valor das empresas do setor elétrico brasileiro são afetados por variações climáticas, isso pode vir a incentivar a disponibilização e o emprego do uso de derivativos climáticos por esses setores no Brasil.

Referências

- ABRADEE. (2015, Junho). *Associação brasileira de distribuidores de energia elétrica*. <http://www.abradee.com.br/>. (Acessado em 01 de junho de 2015)
- Ahmed, T., Muttaqi, K. e Agalgaonkar, A. (2012). Climate change impacts on electricity demand in the state of new south wales, australia. *Applied Energy*, 98, 376–383.
- Akhtari, M. (2011). Reassessment of the weather effect: Stock prices and wall street weather. *Undergraduate Economic Review*, 7(1), 19.
- Akinlo, A. E. (2008). Energy consumption and economic growth: evidence from 11 sub-sahara african countries. *Energy Economics*, 30(5), 2391–2400.
- Almeida, E. (2012). Econometria espacial. *Campinas–SP. Alínea*.
- Amir, Y., e Sharon, I. (1990). Replication research: A "must" for the scientific advancement of psychology. *Journal of Social Behavior & Personality*.
- ANEEL. (2015, Junho). *Agência nacional de energia elétrica*. <http://www.aneel.gov.br/>. (Acessado em 01 de junho de 2015)
- Arin, K. P., Ciferri, D. e Spagnolo, N. (2008). The price of terror: The effects of terrorism on stock market returns and volatility. *Economics Letters*, 101(3), 164–167.
- Bali, T. G., Mo, H. e Tang, Y. (2008). The role of autoregressive conditional skewness and kurtosis in the estimation of conditional var. *Journal of Banking & Finance*, 32(2), 269–282.
- BDMEP. (2015, Janeiro). *Banco de dados meteorológicos para ensino e pesquisa do inmet*. <http://www.inmet.gov.br/portal/index.php?r=bdmep/bdmep>. (Acessado em 05 de janeiro de 2015)
- Benth, F. E., e Saltyte Benth, J. (2011). Weather derivatives and stochastic modelling of temperature. *International Journal of Stochastic Analysis*, 2011.
- BM&FBovespa. (2015a, Abril). *Bm&fbovespa a nova bolsa*. <http://www.bmfbovespa.com.br/>. (Acessado em 10 de abril de 2015)
- BM&FBovespa. (2015b, Agosto). *Bm&fbovespa a nova bolsa*. <http://www.bmfbovespa.com.br/shared/iframe>. (Acessado em 25 de agosto de 2015)
- BM&FBovespa. (2015c, Maio). *Bm&fbovespa a nova bolsa*. <http://www.bmfbovespa.com.br/cias-listadas/empresas-listadas/ResumoEmpresaPrincipal>. (Acessado em 02 de maio de 2015)
- Buccini, A. R. A., Bressan, A. A., Ferreira, J. D. e Mário, P. D. C. (2015). Direcionadores de valor de utilities brasileiras: Um estudo intersetorial. *Contabilometria*, 2(2).
- Bush, R. (2010). Food riots: Poverty, power and protest1. *Journal of Agrarian Change*, 10(1), 119–129.

- Cabrera, B. L., Odening, M. e Ritter, M. (2013). Pricing rainfall futures at the cme. *Journal of Banking & Finance*, 37(11), 4286–4298.
- Caldeira, T. L., Beskow, S., de Mello, C. R., Faria, L. C., de Souza, M. R. e Guedes, H. A. (2015). Modelagem probabilística de eventos de precipitação extrema no estado do rio grande do sul. *R. Bras. Eng. Agríc. Ambiental*, 19(3), 197–203.
- Cao, M., e Wei, J. (2005). Stock market returns: A note on temperature anomaly. *Journal of Banking & Finance*, 29(6), 1559–1573.
- Cavallo, E., e Noy, I. (2011). Natural disasters and the economy: a survey. *International Review of Environmental and Resource Economics*, 5(1), 63–102.
- CEPEA. (2015, Fevereiro). *Centro de estudos avançados em economia aplicada*. <http://cepea.esalq.usp.br>. (Acessado em 12 de fevereiro de 2015)
- Challinor, A., Wheeler, T., Garforth, C., Craufurd, P. e Kassam, A. (2007). Assessing the vulnerability of food crop systems in africa to climate change. *Climatic change*, 83(3), 381–399.
- Chang, S.-C., Chen, S.-S., Chou, R. K. e Lin, Y.-H. (2008). Weather and intraday patterns in stock returns and trading activity. *Journal of Banking & Finance*, 32(9), 1754–1766.
- Chavez-Demoulin, V., Embrechts, P. e Sardy, S. (2014). Extreme-quantile tracking for financial time series. *Journal of Econometrics*, 181(1), 44–52.
- Chesney, M., Reshetar, G. e Karaman, M. (2011). The impact of terrorism on financial markets: An empirical study. *Journal of Banking & Finance*, 35(2), 253–267.
- Chiew, F. H., et al. (2006). An overview of methods for estimating climate change impact on runoff.
- Christenson, M., Manz, H. e Gyalistras, D. (2006). Climate warming impact on degree-days and building energy demand in switzerland. *Energy Conversion and Management*, 47(6), 671–686.
- Colquitt, J. A., e Zapata-Phelan, C. P. (2007). Trends in theory building and theory testing: A five-decade study of the academy of management journal. *Academy of Management Journal*, 50(6), 1281.
- Considine, T. J. (2000). The impacts of weather variations on energy demand and carbon emissions. *Resource and Energy Economics*, 22(4), 295–314.
- Cook, T., Campbell, D. e Day, A. (1979). *Quasi-experimentation: Design & analysis issues for field settings* (Vol. 351). Houghton Mifflin Boston.
- Cornaggia, J. (2013). Does risk management matter? evidence from the us agricultural industry. *Journal of Financial Economics*, 109(2), 419–440.
- Council, N.-R.-C. (2003). Fair weather: Effective partnerships in weather and climate services.

- Cutler, D. M., Poterba, J. M. e Summers, L. H. (1989). What moves stock prices? *The Journal of Portfolio Management*, 15(3), 4–12.
- Damodaran, A. (2007). Return on capital (roc), return on invested capital (roic) and return on equity (roe): measurement and implications. *Return on Invested Capital (ROIC) and Return on Equity (ROE): Measurement and Implications (July 2007)*.
- De Cian, E., Lanzi, E. e Roson, R. (2007). The impact of temperature change on energy demand: a dynamic panel analysis.
- Defeo, O., Castrejón, M., Ortega, L., Kuhn, A. M., Gutiérrez, N. L. e Castilla, J. C. (2013). Impacts of climate variability on latin american small-scale fisheries. *Ecol Soc*, 18(4), 30.
- Del Brio, E. B., Mora-Valencia, A. e Perote, J. (2014). Var performance during the subprime and sovereign debt crises: An application to emerging markets. *Emerging Markets Review*, 20, 23–41.
- Embrapa. (2015, Maio). *Empresa brasileira de pesquisa agropecuária*. <https://www.embrapa.br/publicacoes>. (Acessado em 02 de maio de 2015)
- Embrechts, P., Klüppelberg, C. e Mikosch, T. (1997). *Modelling extremal events* (Vol. 33). Springer Science & Business Media.
- EPE. (2015, Janeiro). *Empresa de pesquisa energética*. <http://www.epe.gov.br/>. (Acessado em 05 de janeiro de 2015)
- Ergün, A. T., e Jun, J. (2010). Time-varying higher-order conditional moments and forecasting intraday var and expected shortfall. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 50(3), 264–272.
- Finger, D., Heinrich, G., Gobiet, A. e Bauder, A. (2012). Assessing future water resources and its uncertainty in a glaciated alpine catchment and its subsequent effects on hydropower operations during the 21st century. *Water Resour Res*, 48, 20.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C. e Charlton, M. (2000). *Quantitative geography: perspectives on spatial data analysis*. Sage.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C. e Charlton, M. (2003). *Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships*. John Wiley & Sons.
- Gaudard, L., Gilli, M. e Romerio, F. (2013). Climate change impacts on hydro-power management. *Water resources management*, 27(15), 5143–5156.
- Ghosh, J. (2010). The unnatural coupling: Food and global finance. *Journal of Agrarian Change*, 10(1), 72–86.
- Golombek, R., Kittelsen, S. A. e Haddeland, I. (2012). Climate change: impacts on electricity markets in western europe. *Climatic change*, 113(2), 357–370.
- Groisman, P. Y., Knight, R. W., Easterling, D. R., Karl, T. R., Hegerl, G. C. e Razuvaev, V. N. (2005). Trends in intense precipitation in the climate

- record. *Journal of climate*, 18(9), 1326–1350.
- Hanggi, P., e Weingartner, R. (2012). Variations in discharge volumes for hydropower generation in switzerland. *Water resources management*, 26(5), 1231–1252.
- Helmuth, J. A. (1990). Tobin's q ratio and electric utility regulation. *RBER, Review of Business and Economic Research*, 25(2), 1.
- Hendrick, C. (1990). Replications, strict replications, and conceptual replications: are they important? *Journal of Social Behavior & Personality*.
- Hoekstra, A. Y. (2014). Water scarcity challenges to business. *Nature climate change*, 4(5), 318–320.
- Hoffman, A. J., Glancy, D. et al. (2006). *Getting ahead of the curve: Corporate strategies that address climate change*. Pew Center on Global Climate Change Arlington, VA.
- Huang, C.-K., Huang, C.-S. e Chikobvu, D. (2014). Extreme risk, value-at-risk and expected shortfall in the gold market. *International Business & Economics Research Journal (IBER)*, 14(1), 107–122.
- Iglesias, A., Rosenzweig, C. e Pereira, D. (2000). Agricultural impacts of climate change in spain: developing tools for a spatial analysis. *Global Environmental Change*, 10(1), 69–80.
- IPEA. (2015, Janeiro). *Instituto de pesquisa econômica e aplicada*. <http://www.ipea.gov.br/>. (Acessado em 05 de janeiro de 2015)
- Istaitieh, A., e Fernandez, J. M. R. (2006). Factor-product markets and firm's capital structure: A literature review. *Review of Financial Economics*, 15(1), 49–75.
- Jones, P. G., e Thornton, P. K. (2003). The potential impacts of climate change on maize production in africa and latin america in 2055. *Global environmental change*, 13(1), 51–59.
- Jorion, P. (2007). *Value at risk: the new benchmark for managing financial risk* (Vol. 3). McGraw-Hill New York.
- Jumbe, C. B. (2004). Cointegration and causality between electricity consumption and gdp: empirical evidence from malawi. *Energy economics*, 26(1), 61–68.
- Kang, S. H., Jiang, Z., Lee, Y. e Yoon, S.-M. (2010). Weather effects on the returns and volatility of the shanghai stock market. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 389(1), 91–99.
- Karmakar, M. (2013). Estimation of tail-related risk measures in the indian stock market: An extreme value approach. *Review of Financial Economics*, 22(3), 79–85.
- Keef, S. P., e Roush, M. L. (2002). The weather and stock returns in new zealand. *Quarterly Journal of Business and Economics*, 61–79.

- Kleibergen, F., e Paap, R. (2006). Generalized reduced rank tests using the singular value decomposition. *Journal of econometrics*, 133(1), 97–126.
- Kouakou, A. K. (2011). Economic growth and electricity consumption in cote d’ivoire: Evidence from time series analysis. *Energy Policy*, 39(6), 3638–3644.
- Kuester, K., Mittnik, S. e Paoletta, M. S. (2006). Value-at-risk prediction: A comparison of alternative strategies. *Journal of Financial Econometrics*, 4(1), 53–89.
- Kupiec, P. H. (1995). Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. *THE J. OF DERIVATIVES*, 3(2).
- Levy, O., e Galili, I. (2008). Stock purchase and the weather: Individual differences. *Journal of Economic Behavior & Organization*, 67(3), 755–767.
- Lievenbruck, M., e Schmid, T. (2014). Why do firms (not) hedge? novel evidence on cultural influence. *Journal of Corporate Finance*, 25, 92–106.
- Longin, F. (2005). The choice of the distribution of asset returns: How extreme value theory can help? *Journal of Banking & Finance*, 29(4), 1017–1035.
- Magni, C. A., Malagoli, S. e Fernández, P. (2007). Valuing companies by cash flow discounting: ten methods and nine theories. *Managerial Finance*, 33(11), 853–876.
- Mansur, E. T., Mendelsohn, R. e Morrison, W. (2008). Climate change adaptation: A study of fuel choice and consumption in the us energy sector. *Journal of Environmental Economics and Management*, 55(2), 175–193.
- Marengo, J., Jones, R., Alves, L. e Valverde, M. (2009). Future change of temperature and precipitation extremes in south america as derived from the precis regional climate modeling system. *International Journal of Climatology*, 29(15), 2241–2255.
- McNeil, A. J., e Frey, R. (2000). Estimation of tail-related risk measures for heteroscedastic financial time series: an extreme value approach. *Journal of empirical finance*, 7(3), 271–300.
- Mendes, B. (2000). Computing robust risk measures in emerging equity markets using extreme value theory. *Emerging Markets Quarterly*, 4(2), 25–41.
- Mideksa, T. K., e Kallbekken, S. (2010). The impact of climate change on the electricity market: A review. *Energy Policy*, 38(7), 3579–3585.
- Mills, E. (2005). Insurance in a climate of change. *Science*, 309(5737), 1040–1044.
- Muniz, S., de Assis, J. M. O. e de Souza, W. M. (2014). Tendências de mudanças climáticas na bacia do rio una, pernambuco–brasil (trends of climate change on the una river basin, pernambuco–brazil). *Revista Brasileira de Geografia Física*, 7(2), 243–257.
- Murphy, A. G., Hartell, J., Cárdenas, V. e Skees, J. R. (2012). *Risk management instruments for food price volatility and weather risk in latin america and*

- the caribbean: The use of risk management instruments* (Tech. Rep.). Inter-American Development Bank.
- Musshoff, O., Odening, M. e Xu, W. (2011). Management of climate risks in agriculture—will weather derivatives permeate? *Applied Economics*, 43(9), 1067–1077.
- Navarro, A. C., Silva, A. F., Parisi, C. e Junior, A. R. (2013). Decisões de investimento e rentabilidade futura: Estudo empírico com companhias abertas não financeiras. *Contabilidade, Gestão e Governança*, 16(1).
- Nissim, D., e Penman, S. H. (2001). Ratio analysis and equity valuation: From research to practice. *Review of accounting studies*, 6(1), 109–154.
- Ohlson, J. A. (1995). Earnings, book values, and dividends in equity valuation*. *Contemporary accounting research*, 11(2), 661–687.
- Parry, M., Rosenzweig, C., Iglesias, A., Fischer, G. e Livermore, M. (1999). Climate change and world food security: a new assessment. *Global environmental change*, 9, S51–S67.
- Parry, M., Rosenzweig, C., Iglesias, A., Livermore, M. e Fischer, G. (2004). Effects of climate change on global food production under sres emissions and socio-economic scenarios. *Global Environmental Change*, 14(1), 53–67.
- Penman, S. H. (2007). *Financial statement analysis and security valuation*. McGraw-Hill New York.
- Pérez, F., e Yun, H. (2013). Risk management and firm value: Evidence from weather derivatives. *The Journal of Finance*, 68(5), 2143–2176.
- Plaigin, C. (2012). *Neighborhood and economic spillovers* (Unpublished doctoral dissertation). Universitat de Barcelona.
- Prodan, I. (2013). *The effect of weather on stock returns: A comparison between emerging and developed markets*. Anchor Academic Publishing (aap_verlag).
- Pryor, S., e Barthelmie, R. (2010). Climate change impacts on wind energy: A review. *Renewable and sustainable energy reviews*, 14(1), 430–437.
- Rosenthal, R. (1991). *Meta-analytic procedures for social research* (Vol. 6). Sage.
- Rosenzweig, C., Iglesias, A., Yang, X., Epstein, P. R. e Chivian, E. (2001). Climate change and extreme weather events; implications for food production, plant diseases, and pests. *Global change & human health*, 2(2), 90–104.
- Roth, M., Ulardic, C. e Trueb, J. (2008). Critical success factors for weather risk transfer solutions in the agricultural sector: a reinsurer’s view. *Agricultural Finance Review*, 68(1), 1–7.
- Santos, A. A., Nogales, F. J. e Ruiz, E. (2013). Comparing univariate and multivariate models to forecast portfolio value-at-risk. *Journal of Financial Econometrics*, 11(2), 400–441.

- Scarrott, C., e MacDonald, A. (2012). A review of extreme value threshold estimation and uncertainty quantification. *REVSTAT–Statistical Journal*, 10(1), 33–60.
- Scholtens, B., e Voorhorst, Y. (2013). The impact of earthquakes on the domestic stock market. *Earthquake Spectra*, 29(1), 325–337.
- Shahid, S. (2012). Vulnerability of the power sector of bangladesh to climate change and extreme weather events. *Regional Environmental Change*, 12(3), 595–606.
- Shu, H. (2008). Weather, investor sentiment and stock market returns: Evidence from taiwan. *Journal of American Academy of Business*, 14(1), 96–102.
- Sietz, D., Choque, S. E. M. e Lüdeke, M. K. (2012). Typical patterns of smallholder vulnerability to weather extremes with regard to food security in the peruvian altiplano. *Regional Environmental Change*, 12(3), 489–505.
- Smith, R. L. (2002). Measuring risk with extreme value theory. *Risk management: value at risk and beyond*, 224.
- Su, G., Madsen, P., Lund, M. S., Sorensen, D., Korsgaard, I. R. e Jensen, J. (2006). Bayesian analysis of the linear reaction norm model with unknown covariates. *Journal of animal science*, 84(7), 1651–1657.
- Swan, S. H., Hadley, S. e Cichon, B. (2010). Crisis behind closed doors: global food crisis and local hunger. *Journal of Agrarian Change*, 10(1), 107–118.
- Symeonidis, L., Daskalakis, G. e Markellos, R. N. (2010). Does the weather affect stock market volatility? *Finance Research Letters*, 7(4), 214–223.
- Thornton, P. K., Jones, P. G., Alagarswamy, G., Andresen, J. e Herrero, M. (2010). Adapting to climate change: Agricultural system and household impacts in east africa. *Agricultural systems*, 103(2), 73–82.
- Troccoli, A. (2009). *Management of weather and climate risk in the energy industry*. Springer Science & Business Media.
- Trombley, M. A. (1997). Stock prices and wall street weather: Additional evidence. *Quarterly Journal of Business and Economics*, 11–21.
- Tsay, R. S. (2005). *Analysis of financial time series* (Vol. 543). John Wiley & Sons.
- Vermeulen, S. J., Campbell, B. M. e Ingram, J. S. (2012). Climate change and food systems. *Annual Review of Environment and Resources*, 37(1), 195.
- Vörösmarty, C. J., de Guenni, L. B., Wollheim, W. M., Pellerin, B., Bjerklie, D., Cardoso, M., ... Colon, L. (2013). Extreme rainfall, vulnerability and risk: a continental-scale assessment for south america. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 371(2002), 20120408.
- Wacker, J. G. (1998). A definition of theory: research guidelines for different theory-building research methods in operations management. *Journal of operations management*, 16(4), 361–385.

- Wacker, J. G. (2004). A theory of formal conceptual definitions: developing theory-building measurement instruments. *Journal of Operations Management*, 22(6), 629–650.
- Walter, A. (2007). As mudanças climáticas e a questão energética. *Revista Multiciência. Campinas. Edição*(8), 29–47.
- Weinhofer, G., e Hoffmann, V. H. (2010). Mitigating climate change—how do corporate strategies differ? *Business Strategy and the Environment*, 19(2), 77–89.
- Wheeler, T., e von Braun, J. (2013). Climate change impacts on global food security. *Science*, 341(6145), 508–513.
- Wooldridge, J. M. (2010). *Econometric analysis of cross section and panel data*. MIT press.
- World-Bank. (2014). World development report 2014: Risk and opportunity. managing risk for development.
- World-Bank. (2015a, Janeiro). <http://data.worldbank.org/country/brazil>. (Acessado em 10 de janeiro de 2015)
- World-Bank. (2015b, Abril). *Por que o seu almoço está em risco?* <http://www.worldbank.org/pt/events/2014/11/20/brazil-seminar-evaluation-risks-agriculture>. (Acessado em 10 de abril de 2015)
- Yoo, S.-H., e Kwak, S.-Y. (2010). Electricity consumption and economic growth in seven south american countries. *Energy Policy*, 38(1), 181–188.
- Yuan, J., Zhao, C., Yu, S. e Hu, Z. (2007). Electricity consumption and economic growth in china: cointegration and co-feature analysis. *Energy Economics*, 29(6), 1179–1191.
- Zhao, X., Scarrott, C., Oxley, L. e Reale, M. (2010). Extreme value modelling for forecasting market crisis impacts. *Applied Financial Economics*, 20(1-2), 63–72.

Apêndice A - Rotina Computacional desenvolvida em Matlab, para ajuste dos modelos AR-GARCH-GPD e VaR.

```

1 function [valor] = modelo(serie,tamanho,bloco)
2 % bloco Ã© o tamanho do bloco 1000, 750 ou 500
3 % tamanho Ã© atÃ© a data do evento
4 yy = serie(tamanho-bloco+1:tamanho);
5 serie = yy;
6 amostra = max(size(serie));
7 spec = garchset('Distribution', 'Gaussian', 'VarianceModel',
8 'GARCH', 'R', 1, 'M', 0, 'P', 1, 'Q', 1);
9 [coeff,erros,LLF,inovacao,sigmas,summary] =
10 garchfit(spec, serie);
11 residuo = inovacao./sigmas; residuo2 = residuo.^2;
12 num = garchcount(coeff); aic = aicbic(LLF, num);
13 [Bera, p] = jbstest(residuo);
14 [H,pValue,Qstat,CriticalValue]=lbqtest(residuo);
15 [H2, pValue2, Qstat2, CriticalValue2] = lbqtest(residuo2);
16 coef = coeff; erro = erros;
17 MaxVerossimilhanca = LLF;
18 AIC = aic; JarqueBera = p;
19 LjungBoxRes = pValue; LjungBoxRes2 = pValue2;
20 dn1 = fmincon(@loggarchnorm, [0.1,0.05,0.000006,
21 0.10,0.80], [0,0,0,1,1], [1], [], [], [-0.01,
22 -0.000001,0,0], [0.01,1,1,1,1],
23 [], optimset('Display','off'), serie, var(serie));
24 mun1 = dn1(1); phin1 = dn1(2); alphan1 = dn1(3);
25 betan1 = dn1(4); gaman1 = dn1(5);
26 LLFn1 = -loggarchnorm([mun1, phin1, alphan1,betan1,gaman1],
27 serie, var(serie));
28 nparmn1 = 5;
29 [AIC,BIC] = aicbic(LLFn1,nparmn1,amostra);
30 aicmagn1 = AIC;
31
32 % Estimar os parametros da GPD sobre os residuos
33 xsort = sort(residuo);
34 % Limiares considerando 10% dos maiores valores dos etas
35 lux = xsort(floor(0.90*amostra));
36 lux;
37 % CÃ¡lculo dos excesso Z = x-u
38 zxtot = residuo - lux;
39 k = max(size(zxtot));
40 zx = zxtot(find(zxtot>=0));
41 zxs = sort(zx);
42 % Estimacao dos parametros GPD via EMV
43 d1= fmincon(@gpd22, [0.5,0.5], [], [], [], [],
44 [0.01,0.01], [], [], optimset('Display','off'), zx);
45 sigmaax= d1(1); gamax = d1(2);

```

```

46 media = mean(-serie); vari = var(serie);
47 xt = -serie(amostra); xt1 = -serie(amostra-1);
48 et = xt - phin1*xt1;
49 % cálculo do VaR para três níveis de confiança
50 q = 0.90;
51 z(1)=lux+(d1(1)/d1(2))*((((1-q)/(k/amostra))^(-d1(2))) - 1);
52 valor(1)=phin1*xt+(alphan1+gaman1*(et^2)+ betan1*vari)*z(1);
53 q = 0.95;
54 z(2)=lux+(d1(1)/d1(2))*((((1-q)/(k/amostra))^(-d1(2))) - 1);
55 valor(2)=phin1*xt+(alphan1+gaman1*(et^2)+betan1*vari)*z(2);
56 q = 0.99;
57 z(3)=lux+(d1(1)/d1(2))*((((1-q)/(k/amostra))^(-d1(2))) - 1);
58 valor(3)=phin1*xt+(alphan1+gaman1*(et^2) + betan1*vari)*z(3);
59 function [g] = gpd22(param,x)
60 sigmaa = param(1); gama = param(2);
61 % densidade da GPD
62 y = (1./sigmaa).*((1+ (gama./sigmaa).*x).^(-(1+(1./gama))));
63 for i=1:length(y)
64     if y(i)<1.*10.^(-323)
65         y(i)=1;
66     end
67     if not(isfinite(y(i)))
68         y(i)=1;
69     end
70 end
71 j=log(y); g=-sum(j);
72
73 function [r] = gpdinv(gama, sigmaa, x);
74 % calcula a inversa da gpd
75 [r] = sigmaa*(exp(-log(1-x)*gama)-1)/gama;
76 function [r] = loggarchnorm(parm,x, sigma2_0)
77 mu = parm(1); phi = parm(2); alpha=parm(3); beta = parm(4);
78 gama = parm(5); T = length(x); epsilon = zeros(T,1);
79 sigma2 = zeros(T,1);
80 for t=1:T
81     if t == 1
82         sigma2(1) = sigma2_0;
83     end
84     if t == 2
85         epsilon(1) = x(1);
86         sigma2(t)=alpha+beta*epsilon(t-1)^2+gama*sigma2(t-1);
87     end
88     if t > 2
89         epsilon(t-1) = x(t-1) - mu - phi*(x(t-2));
90         sigma2(t)=alpha + beta*epsilon(t-1)^2+gama*sigma2(t-1);
91     end
92 end
93 lsigma2 = log(sigma2);
94 epssig = (epsilon-mu).^2./sigma2;

```

```

95 LLF = -T/2*log(2*pi)-1/2*sum(lsigma2)-1/2*sum(epssig);
96 r = -LLF;
97 function [gg] = aplica_tese3(x, janela)
98 nsimul = 3000;
99 amostra = length(x);
100 T = amostra;
101 rp = x;
102 passo = 1; %irÃ; simulando 1 a 1
103 conta = 0;
104 npassos = amostra - janela;
105 retnu(1) = 0.0000001; retnv(1) = 0.0000001;
106 sigma2n1 = var(x);
107
108 % Estimacao de parametros
109 for s=1:npassos
110     tic
111     fimsub=janela+passo*(s-1);
112     inisub=fimsub-passo+1;
113     inisub2 = inisub;
114     if s == 1
115         inisub2 = 2;
116     end
117     if fimsub > amostra-1
118         fimsub = amostra-1;
119     end
120     disp(sprintf('Monte Carlo : %d a %d',inisub, fimsub));
121     subx = x(1:fimsub);
122     dn1 = fmincon(@loggarchnorm,[0.1,0.05,0.000006,0.10,0.80],
123     [0,0,0,1,1], [1], [], [], [-0.01,-1,0.000001,0,0],
124     [0.01,1,1,1,1],[], optimset('Display','off'),
125     subx, var(subx));
126     mun1(s) = dn1(1); phin1(s) = dn1(2); alphan1(s)= dn1(3);
127     betan1(s) = dn1(4); gaman1(s) = dn1(5);
128     kj1= fix((0.9)*nsimul); % Para 90%
129     kj2= fix((0.95)*nsimul); % Para 95%
130     kj3= fix((0.99)*nsimul); % Para 99%
131     for t=inisub2:fimsub
132         epsilon1(t) = x(t) - phin1(s)*x(t-1) - mun1(s);
133         median1(t) = mun1(s) + phin1(s)*x(t-1);
134         sigma2n1(t)=alphan1(s)+ betan1(s)*epsilon1(t-1)^2
135         + gaman1(s)*sigma2n1(t-1);
136         retnu(t)=normcdf(x(t),median1(t),sqrt(sigma2n1(t)));
137         etan1(t)=epsilon1(t)/sqrt(sigma2n1(t));
138     end
139     etan1 = etan1(1:fimsub)';
140     % EstimacÃo dos parametros GPD via EMV
141     d1 = fmincon(@gpd22,[0.5,0.5],[],[],[],[],[],[0.01,0.01],[],
142     [], optimset('Display','off'),zx);
143     sigmaax= d1(1); gamax = d1(2);

```

```

144     gpd1 = zeros(0.90*length(1:fimsub),1);
145     gpd1 = 1-(1 + gamax.*(zx./sigmaax)).^(-1./gamax);
146     [u]=rand(nsimul,1);
147     for t=inisub:fimsub
148         conta = conta+1;
149         for i = 1:length(un1)
150             if (un1(i) > lux)
151                 rrun1(i)= gpdinv(gamax, sigmaax, un1(i));
152             end
153         end
154         srn1= sort(rrun1);media = mean(-subx);
155         vari = var(subx);
156         xt = -subx(length(subx));
157         xt1 = -subx(length(subx)-1);
158         et = xt - phin1(s)*xt1;
159         % cálculo do VaR
160         q = 0.90;
161         z(1) = lux+(d1(1)/d1(2))*
162             (((1-q)/(k/length(subx)))^(-d1(2))) - 1);
163         VaR90_n1(t)=phin1(s)*xt +(alphan1(s)+gaman1(s)*(et^2)
164             + betan1(s)*vari)*z(1);
165         q = 0.95;
166         z(2) = lux + (d1(1)/d1(2))*
167             (((1-q)/(k/amostra))^(-d1(2))) - 1);
168         VaR95_n1(t)= phin1(s)*xt+(alphan1(s)+gaman1(s)*(et^2)
169             + betan1(s)*vari)*z(2);
170         q = 0.99;
171         z(3) = lux + (d1(1)/d1(2))*
172             (((1-q)/(k/amostra))^(-d1(2))) - 1);
173         VaR99_n1(t)=phin1(s)*xt+(alphan1(s)+gaman1(s)*(et^2)
174             + betan1(s)*vari)*z(3);
175         % Porcentagem de ganhos maiores que o VaR estimado
176         if rp(t)>VaR90_n1(t)
177             k90_n1 = k90_n1 + 1;
178         end
179         if rp(t)>VaR95_n1(t)
180             k95_n1 = k95_n1 + 1;
181         end
182         if rp(t)>VaR99_n1(t)
183             k99_n1 = k99_n1 + 1;
184         end
185     end
186 end
187 r90_n1=k90_n1/conta
188 r95_n1=k95_n1/conta
189 r99_n1=k99_n1/conta

```

Apêndice B	Jornal Folha de São Paulo	Notícias de Capa	Jornal Folha de São Paulo	Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)
Renar Maçãs					
Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)				
07/11/2014	70,7	Governo agora divulga alta no desmate na Amazônia			
01/10/2014	67,6	Alekmin não cumpriu 4 de cada 10 promessas de 2010			
24/07/2014	60	Israel reage a crítica e diz que Brasil é "irrelevante"			
26/06/2014	51	Decisão põe Argentina mais perto de calote			
22/05/2014	94,6	Copa custa só um mês de gastos com educação			
01/05/2014	130,9	Dilma mente sobre aumento do Bolsa Família, diz Aécio			
27/02/2014	75	Supremo revê julgamento e decide que mensalão não teve quadrilha			
26/01/2014	75,4	Manifestante é ferido a tiros pela PM em ato em SP			
21/09/2013	96,4	Embate de governo e empresas ameaça concessões de Dilma			
10/08/2013	99,4	Dilma se recupera e Marina avança na disputa eleitoral			
21/07/2013	69	Dilma propõe a Francisco ação conjunta contra a pobreza			
13/03/2013	63,5	Francisco, argentino, é o 1º papa latino-americano			
28/12/2012	60	Inspeção em SP só será exigida para carros com 5 anos			
23/10/2012	112,8	STF define que Marcos Valério irá para a cadeia			
15/03/2012	62	Brasil fecha acordo que reduz compra de carro mexicano			
26/02/2012	60,2	Fare prometem acabar com sequestro de civis			
14/01/2012	77	Navio de cruzeiro afunda em Ilha da Itália e mata 3			
13/10/2011	100,6	Governo reduz previsão do PIB			
09/09/2011	55	Anvisa alerta contra uso de antidiabéticos em regimes			
09/08/2011	56,4	Devassa no Turismo leva PF a prender 35 pessoas			
30/07/2011	52,6	Acordo sobre dívida está próximo, diz republicano			
21/07/2011	82,1	Europa aprova socorro que deve levar Grécia ao calote			
01/07/2011	61	Camareira muda versão, e ex-chefe do FMI é liberado			
11/05/2011	60	Brasil vai pagar o triplo por energia de Itaipu			
31/03/2011	59,6	Pela 2ª vez, leilão para trem-bala deve ser adiado			
28/03/2011	81,4	Coalizão amplia ofensiva e discute Libia pós-Gaddafi			
13/12/2010	52,6	Bingo estimula a ação do crime, diz texto do governo			
18/05/2010	61	Com nova Telebrás, teles temem perder R\$20 bi			
08/05/2010	77,6	Lula deixará déficit recorde na previdência de servidor			
23/04/2010	108	Poluição por ozônio volta a aumentar em São Paulo			
28/03/2010	62,1	Mudança na lei dá mais espaço na TV a candidatos			
14/03/2010	54,2	Compras de armas na América do Sul aumentam 150%			
16/02/2010	51,7	Copa no Brasil em 2014 já custa mais que África - 2010			
13/01/2010	51,5	Terremoto no Haiti mata milhares; Zilda Arns e 14 brasileiros morrem			

Renar Maçãs			
Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)	Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)
12/10/2009	70	Programa do MEC prevê subsídio para uniforme	Brecha permite fraude em exportações
28/09/2009	100,6	Golpista fecha rádio e TV em Honduras	BC começa a desmontar ações anticrise
08/09/2009	81,7	Chuva recorde mata e paralisa SP	Brasilero é o que trabalha mais para pagar impostos
19/08/2009	58,7	PT obedece a Lula e salva Sarney	PMDB e PT apoiam criação de nova CPMF
01/08/2009	57	Amorim já vê discórdia em relação com Obama	Onda de reajustes cria elite de servidores
08/07/2009	82,8	Retomada global será mais lenta, prevê FMI	Economia mundial tem reação fraca, diz FMI
14/05/2009	59	Crescimento pode ser zero este ano, admite governo	Mantega admite crescimento zero em 2009
Em dias de Chuvas Extremas			
Retorno Diário Médio	-3,65%		
Desvio Padrão dos Retornos	2,14%		
Todos os dias desde o IPO			
Retorno Diário Médio	-0,07%		
Desvio Padrão dos Retornos	4,22%		

SLC Agrícola		Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)
Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)		
18/12/2014	57,2	Alckmini mira "gastão" com taxa extra na conta de água	Com dívida de R\$7,9 bi, OAS tenta renegociar com credores
16/12/2014	89,5	Gasto de estatais com publicidade cresce 65%	Crise russa assusta e dólar bate R\$2,76
11/12/2014	73,7	Procuradoria denuncia 36 pessoas no caso Petrobrás	Dilma tem em mãos pacote de R\$50 bi
05/12/2014	58,8	Ação da Promotora cobra R\$418 mi de carte de trem	Inflação acelera em novembro e deve fechar ano no teto da meta
14/11/2014	91,8	Corrupção na Petrobrás leva chefes de empreiteiras à prisão	Pela 1ª vez desde 1999, país corta em outubro vagas formais de trabalho
24/10/2014	101	Doleiro acusa Lula e Dilma, que fala em terror eleitoral	Deficit em contas externas vai a 3,7% do PIB
18/04/2014	83	China toma mercados do Brasil na Argentina	China abocanha fatia do Brasil nas importações da Argentina
27/02/2014	62	Supremo revê julgamento e decide que mensalão não teve quadrilha	PIB surpreende no 4º tri e sobe 2,3% no ano
17/02/2014	77,2	Políticos ficam de fora de 1ª denúncia da máfia do ISS	Bolsa e dólar "antecipam" corte de nota do país por agências de risco
11/02/2014	60	Barbosa anula decisão favorável a Dirceu no STF	Conta de luz pode subir 4,6% para bancar rombo em fundo do setor
13/01/2014	96,4	Em 5 ataques, 12 homens são mortos em Campinas	Calor eleva consumo, e cresce risco de casos pontuais de falta de luz
19/12/2013	57,4	Europa vai à OMC contra a política industrial do Brasil	Europa vai à OMC contra a política industrial de Dilma
14/12/2013	54,8	Eleição faz Alckmin dobrar gasto mensal com propaganda	Governo impõe urgência a acordo com EU
09/12/2013	59,6	"Lista da propina" de fiscal cita construtoras e hospitais	Linhas de ônibus do país todo vão a leilão
28/11/2013	61,4	Em 10 meses, governo só poupa 46% da meta anual	Governo poupa só 46% da meta para o ano
11/11/2013	107	Fiscal suspeito foi da equipe de secretário de Haddad	Cama em albergue chega a R\$1.000 na Copa
29/10/2013	60,6	Fação criminosa é suspeita de atuar em protesto em SP	Com dívida de R\$11 bi, OGX, de Eike, entrará com pedido de recuperação
19/10/2013	66,6	Em 5 anos, SUS sofre desvios de R\$500 milhões	Brasil empaca em ranking global de incentivo a negócios
07/10/2013	129	Protestos em SP e Rio voltam a ter vandalismo e confronto	Benefícios já sobem mais que salários
07/04/2013	77,2	Oito Estados já gastam mais do que arrecadam	Corretoras tentam melhorar conduta de agente autônomo
22/03/2013	93,5	Frase de Dilma sobre a inflação afeta o mercado	Frase de Dilma sobre a inflação derruba apostas de alta de juros
27/03/2013	60	Dilma cresce e venceria no 1º turno, aponta Datafolha	Haddad quer aumentar a gasolina em SP para reduzir tarifa de ônibus
30/01/2013	54,3	Haddad promete avaliar segurança de boate em 90 dias	Para Mantega, aumento no preço de gasolina "não atrapalha ninguém"
24/01/2013	89,2	Dívida de Itaipu vai pagar desconto na luz, diz governo	Governo vai bancar corte na luz com repasse de dívida paraguaia
19/01/2013	68,5	Dilma gasta menos com obras e mais com educação	Luz mais barata "corrói" verbas sociais
09/01/2013	55	Mensalão é muito maior, afirma procurador-geral	Para reduzir conta de luz, governo quer ratear custo de termelétricas
04/01/2013	118	Aluno do 9º ano de SP sabe matemática como o do 5º	Manobras fiscais aumentam apostas de inflação elevada
09/11/2012	72	Violência aumenta e dez são mortos por dia em SP	Greve já provoca escassez de gás de cozinha em São Paulo
22/05/2012	89	Montadoras cortam preço de veículos em até 10%	Após pacote do governo, preço de carros cai até 10%
22/04/2012	67,4	Socialista e Sarkozy vão ao 2º turno	Saiba quando vale mudar dívida de banco
28/03/2012	61,2	Tribunal livra de prisão quem recusar batômetro	Pontuação vai definir IPI por montadora
26/02/2012	71,7	Farc prometem acabar com sequestro de civis	Sobe e desce do dólar pode prejudicar turista
17/02/2012	88,2	Cai o tempo de espera por visto para os EUA	Governo prevê, dois anos antes, aval do Ibama a megasusina
12/02/2012	70,4	Sob pressão, Parlamento grego dá aval a cortes	Renda fixa eleva retorno com risco de título privado

SLC Agrícola			
Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)	Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)
10/01/2012	71,2	Governo vai restringir a entrada de haitianos	FGTS vai financiar material de construção
03/01/2012	67,5	Greve de policiais e bombeiros, leva medo a Fortaleza	Infraero perde R\$1 bi do orçamento de 2011
23/12/2011	78,3	Cai sobretaxa do etanol nos EUA	Cai sobretaxa contra o álcool brasileiro
14/12/2011	59,9	Câmara dos Deputados aprova a Lei da Palmada	Cade aprova a fusão das aéreas TAM e LAN
26/11/2011	53,7	China investe no Brasil só metade do que anuncia	China investe somente metade do que diz
24/11/2011	62	Bando usa vítima de acidente aéreo para fraudar INSS	Bando fraudou INSS de vítimas de acidente aéreo
02/11/2011	92,2	Contra referendo, Europa ameaça sufocar a Grécia	Oi bloqueia DDD via Embratel e Anatel intervirém
20/10/2011	55,8	Gaddafi é capturado e morto	Supremo adia IPI de carro para dezembro
18/10/2011	82,6	Governador do DF é alvo de investigação no STJ	Custo de mão de obra na construção dispara
Em dias de Chuvas Extremas			
Retorno Diário Médio	-1,49%		
Desvio Padrão dos Retornos	1,28%		
Todos os dias desde o IPO			
Retorno Diário Médio	-0,01%		
Desvio Padrão dos Retornos	3,01%		

Vanguarda Agro		Capa (Jornal Folha de São Paulo)		Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)	
Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)	Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)		
25/10/2014	101	Dilma e Aécio chegam ao dia da eleição em empate técnico	Brasil fecha cerco sobre contas nos EUA		
19/04/2014	83,1	Dívida com a União cresce mais em cidades da Copa	Brasil leva até 14 anos para garantir proteção a inovação		
28/02/2014	62	Poupança do governo despensa em janeiro	Gastos disparam e poupança do governo cai à metade em janeiro		
17/02/2014	72,4	Políticos ficam de fora de la denúncia da máfia do ISS	Bolsa e dólar "antecipam" corte de nota do país por agências de risco		
12/02/2014	60	Manifestante foi pago para tumultuar, diz advogado	Calor fecha agências bancárias e indústrias		
24/12/2013	65,5	Após acordo, OGX, de Eike, é entregue aos credores	OGX, de Eike, é entregue aos credores		
10/12/2013	59,6	Delator depõe e liga dois secretários de Aikmin a propina	Em ano eleitoral, consumidor pagará mais pela energia		
30/10/2013	60	Operação prende chefe de arrecadação da gestão Kassab	OGX, de Eike, faz pedido bilionário de recuperação judicial		
28/03/2013	93,5	Com tarifa menor, Eletrobrás atinge prejuízo recorde	Corte nas tarifas dá à Eletrobrás prejuízo recorde de R\$6,8 bilhões		
05/01/2013	118	Dilma acelera criação de empresas estatais	Governo acelera a criação de estatais que não geram receitas		
22/05/2012	89	Montadoras cortam preço de veículos em até 10%	Após pacote do governo, preço de carros cai até 10%		
26/02/2012	71,7	Farc prometem acabar com sequestro de civis	Sobe e desce do petróleo pode prejudicar turista		
12/02/2012	70,4	Sob pressão, Parlamento grego dá aval a cortes	Renda fixa eleva retorno com risco de título privado		
20/01/2012	56,9	Alcool volta a ser mais vantajoso que gasolina	Alcool volta a ser vantajoso em São Paulo		
23/12/2011	78,3	Cai sobretaxa do etanol nos EUA	Cai sobretaxa contra o álcool brasileiro		
24/11/2011	62	Bando usa vítima de acidente aéreo para fraudar INSS	Bando fraudou INSS de vítimas de acidente aéreo		
19/03/2011	95,7	Obama diz ter "apreço" pelo Brasil na ONU	Escolarizado é maioria entre desocupados		
20/02/2011	64,9	Revolta se alastra; Líbia pede ordem "a qualquer custo"	Colômbia é alvo de empresas brasileiras		
Em dias de Chuvas Extremas					
Retorno Diário Médio	-1,70%				
Desvio Padrão dos Retornos	1,23%				
Todos os dias desde o IPO					
Retorno Diário Médio	-0,21%				
Desvio Padrão dos Retornos	3,79%				

Minerva		Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)	
Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)	Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)
18/12/2014	53,9	Alckmin mira "gastão" com taxa extra na conta de água	Com dívida de R\$7,9 bi, OAS tenta renegociar com credores
07/12/2014	70,7	Prefeitura de SP aprovará aluno com notas baixas	Avaliação do Brasil "segura" nota de estatal
01/12/2014	53,8	Gasolina no Brasil tem até 24% de sobrepreço	Gasolina e Diesel estão mais caros no Brasil que no exterior
20/11/2014	64,9	Banqueiro recusa convite de Dilma para ministério	Presidente do Bradesco recusa convite de Dilma para Fazenda
17/11/2014	51,8	Diretor de empreiteira diz ter pagado propina ao PP	Dívida de R\$1,2 bi da Petrobrás paralisa construtora em refinaria
03/10/2014	64,2	Empate técnico na eleição faz dólar cair e Bolsa subir	Dados dos EUA elevam dólar no mundo; no Brasil, moeda cai
28/04/2014	68,4	Lula não entende a independência da Justiça, diz Barbosa	Bancos derrubam tributos sobre lucros
11/04/2014	116,8	Tabela indica repasses por ex-diretor	Preço dos alimentos aumenta 9% ao ano no Brasil desde 2010
08/03/2014	53,3	Juros consomem 53 dias de renda dos endividados	Brasilero gasta com juros quase dois meses de renda
16/02/2014	80	Metade dos Estados tem gastos acima da receita	Metade dos Estados tem rombo fiscal
07/02/2014	54,6	Procurador pede prisão de ex-governador tucano	Argentina suspende repasse de dólar a importador e afeta Brasil
22/12/2013	90,8	Base de Alckmin na Assembleia trava apurações de cartel	Analistas veem 2014 difícil para aplicações
20/12/2013	54,6	Haddad perde no STF e desiste de aumentar o IPTU em 2014	EUA divulgam ritmo anual de expansão de 4,1% e dólar dispara
17/12/2013	92,7	Governo recua, e airbag será obrigatório em carros	Governo recua de adiamento de airbag
13/12/2013	55,1	Argentina limita carro importado e afeta o Brasil	Restrição argentina afeta carro brasileiro
26/11/2013	51,7	Genoio não precisa se tratar em casa, diz laudo	Com dívida sobre gasolina, ação da Petrobrás cai 6,29%
22/11/2013	61,9	Leilão de aeroportos obtém mais do triplo do preço mínimo	Galeão e Confins são arrematados por mais do triplo do valor mínimo
05/11/2013	91,6	Desconfiança no governo Dilma faz dólar ter forte alta	Dúvidas sobre controle de gastos do governo fazem dólar disparar
25/03/2013	62	Não se dirige o país só, diz Dilma em ato com Campos	Programa de fidelidade cresce na classe C
21/03/2013	65,9	Empreiteiras patrocinam 13 viagens de Lula ao exterior	Nova lei trava contratação de mensalista
01/02/2013	73,2	Prefeitura de SP vai interditar 26 locais irregulares	Indústria patina em 2012 e produção encolhe 2,7%
17/01/2013	87,5	SP tem 661 mil pedidos médicos na fila de espera	Governo prevê 4 leilões de energia em 2013
12/01/2013	70,2	Verbas de deputado vão para empresa de assessor	Casa própria vai liderar crédito em 2013
12/12/2012	69,1	Após acusação de Valério, Lula fala em candidatura	Dilma recua e vai privatizar aeroportos
14/10/2012	63,3	Famílias de PMs mortos lutam por indenizações	Doméstica Legal
10/04/2012	61	Lula incentiva, e Congresso anuncia CPI do Cachoeira	"Bola" está com o governo, diz banco privado
28/03/2012	56,4	Tribunal livra de prisão quem recusar batômetro	Pontuação vai definir IPI por montadora
16/03/2012	51,3	Universidade fraudada MEC e paga comissão a igrejas	Cota pode encarecer carro mexicano, dizem analistas
18/02/2012	75,2	Lei que pune suborno nos EUA assusta brasileiros	Lei de delação premiada agita empresas
13/02/2012	83,6	Após prisões, policiais encerram greve no Rio	Brasil quer acelerar usinas em vizinhos para garantir energia

Minerva		Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)	
Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)	Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)
30/01/2012	57,3	Litoral lidera ranking de homicídios em SP	Maioria aprova fim das sacolinhas em SP
10/01/2012	71,7	Governo vai restringir a entrada de haitianos	FGTS vai financiar material de construção
02/01/2012	65,3	TJ vai rever pagamentos a juízes	Faltam técnicos para telecomunicações
10/11/2011	128,5	Europa prevê PIB de 0,5% e nova recessão em 2012	Governo fixa metas para dar benefício a montadoras
04/11/2011	56,6	G20 acaba sem achar saída para a crise global	Energia solar fica mais competitiva no país
09/10/2011	82,3	Europa decide nacionalizar o maior banco da Bélgica	Educação desafia consumismo infantil
Em dias de Chuvas Extremas			
Retorno Diário Médio	-1,99%		
Desvio Padrão dos Retornos	1,90%		
Todos os dias desde o IPO			
Retorno Diário Médio	-0,03%		
Desvio Padrão dos Retornos	2,73%		

BRF		Capa (Jornal Folha de São Paulo)		Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)	
Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)	Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)		
06/12/2014	75,5	Brasileiro responsabiliza Dilma por caso Petrobras	Dólar não compensa custo da mão de obra		
01/12/2014	53,8	Gasolina no Brasil tem até 24% de sobrepreço	Gasolina e Diesel estão mais caros no Brasil que no exterior		
22/11/2014	85,4	Rombo de R\$100 bilhões desafiará novos ministros	Nova equipe econômica terá que lidar com rombo de R\$100 bi		
25/10/2014	101	Dilma e Aécio chegam ao dia da eleição em empate técnico	Brasil fecha cerco sobre contas nos EUA		
07/05/2014	70,6	PSDB de Aécio tem cheiro de derrota, diz Marina	Freio na indústria indica PIB mais fraco		
19/04/2014	83,1	Dívida com a União cresce mais em cidades da Copa	Preço dos alimentos aumenta 9% ao ano no Brasil desde 2010		
11/04/2014	116,8	Tabela indica repasses por ex-diretor	Governo vai repaginar o Tesouro Direto		
23/03/2014	64	Otan vê risco de invasão da Ucrânia pela Rússia	Brasileiro gasta com juros quase dois meses de renda		
08/03/2014	53,3	Juros consomem 53 dias de renda dos endividados	Vistoria aponta riscos em plataformas de petróleo da Petrobrás		
22/02/2014	52,9	Presidente cai, e milícias ocupam ruas da Ucrânia	Bolsa e dólar "antecipam" corte de nota do país por agências de risco		
17/02/2014	72,4	Políticos ficam de fora de la denúncia da máfia do ISS	Calor fecha agências bancárias e indústrias		
12/02/2014	60	Manifestante foi pago para tumultuar, diz advogado	Renegociar dívida ajuda a planejar o ano		
26/01/2014	72	Manifestante é ferido a tiros pela PM em ato em SP	Após acordo, OGX, de Eike, é entregue aos credores		
24/12/2013	65,5	Triplica o número de idosos que vivem sós	Restrição argentina afeta carro brasileiro		
13/12/2013	55	Argentina limita carro importado e afeta Brasil	Galeão e Confins são arrematados por mais do triplo do valor mínimo		
22/11/2013	61,9	Leilão de aeroportos ohém mais do triplo do preço mínimo	OGX, de Eike, faz pedido bilionário de recuperação judicial		
30/10/2013	60,6	Operação prende chefe de arrecadação da gestão Kassab			
Em dias de Chuvas Extremas					
Retorno Diário Médio	-0,66%				
Desvio Padrão dos Retornos	0,51%				
Todos os dias desde o IPO					
Retorno Diário Médio	-0,10%				
Desvio Padrão dos Retornos	1,69%				

Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)	Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)
06/12/2014	75,5	Brasileiro responsabiliza Dilma por caso Petrobras	Dólar não compensa custo da mão de obra
01/12/2014	53,8	Gasolina no Brasil tem até 24% de sobrepreço	Gasolina e Diesel estão mais caros no Brasil que no exterior
22/11/2014	85,4	Rombo de R\$100 bilhões desafiará novos ministros	Nova equipe econômica terá que lidar com rombo de R\$100 bi
25/10/2014	101	Dilma e Aécio chegam ao dia da eleição em empate técnico	Brasil fecha cerco sobre contas nos EUA
07/05/2014	70,6	PSDB de Aécio tem cheiro de derrota, diz Marina	Freio na indústria indica PIB mais fraco
19/04/2014	83,1	Dívida com a União cresce mais em cidades da Copa	Brasil leva até 14 anos para garantir proteção a inovação
11/04/2014	116,8	Tabela indica repasses por ex-diretor	Preço dos alimentos aumenta 9% ao ano no Brasil desde 2010
23/03/2014	64	Otan vê risco de invasão da Ucrânia pela Rússia	Governo vai repaginar o Tesouro Direto
08/03/2014	53,3	Juros consomem 53 dias de renda dos endividados	Brasileiro gasta com juros quase dois meses de renda
22/02/2014	52,9	Presidente cai, e milícias ocupam ruas da Ucrânia	Visitoria aponta riscos em plataformas de petróleo da Petrobrás
17/02/2014	72,4	Políticos ficam de fora de la denúncia da máfia do ISS	Bolsa e dólar "antecipam" corte de nota do país por agências de risco
12/02/2014	60	Manifestante foi pago para tumultuar, diz advogado	Calor fecha agências bancárias e indústrias
26/01/2014	72	Manifestante é ferido a tiros pela PM em ato em SP	Renegociar dívida ajuda a planejar o ano
24/12/2013	65,5	Tripluca o número de idosos que vivem sós	Após acordo, OGX, de Eike, é entregue aos credores
13/12/2013	55	Argentina limita carro importado e afeta Brasil	Restrição argentina afeta carro brasileiro
22/11/2013	61,9	Leilão de aeroportos obtém mais do triplo do preço mínimo	Galeão e Confinis são arrematados por mais do triplo do valor mínimo
30/10/2013	60,6	Operação prende chefe de arrecadação da gestão Kassab	OGX, de Eike, faz pedido bilionário de recuperação judicial
28/03/2013	93,5	Com tarifa menor, Eletrobrás atinge prejuízo recorde	Corte nas tarifas dá à Eletrobrás prejuízo recorde de R\$ 6,8 bilhões
21/03/2013	65,9	Empreiteiras patrocinam 13 viagens de Lula ao exterior	Nova lei trava contratação de mensalista
31/01/2013	71,9	Desemprego é o menor em 10 anos; renda sobe	Desemprego em 2012 é o menor já registrado; renda tem alta recorde
17/01/2013	87,5	SP tem 661 mil pedidos médicos na fila de espera	Governo usa o Fundo Soberano para engordar superavit de 2012
03/01/2013	118	Dilma recorre a manobra inédita para fechar contas	Brasil é o segundo menos competitivo dos emergentes
13/12/2012	54,8	Governo prevê que veto a royalties vá ser derrubado	Financiamento de imóvel terá juro menor
24/05/2012	87,3	Para ter controle de CPI, Dilma impõe aliado como relator	Saiba como chegar aos 55 anos com R\$1 milhão
15/05/2012	76,4	Talebán faz nova ofensiva e ataca comando da Otan	"Bola" está com o governo, diz banco privado
10/04/2012	61	Lula incentiva, e Congresso anuncia CPI do Cachoeira	Pontuação vai definir IPI por montadora
28/03/2012	72,2	Tribunal livra de prisão quem recusar bafômetro	Partilha em vida facilita sucessão de bens
18/03/2012	52	Gasto com servidores põe Estados em alerta	Empresas se unem para driblar a Apple
27/02/2012	55,6	Depósito milionário para ex-vice do BB é investigado	Brasil quer acelerar usinas em vizinhos para garantir energia
13/02/2012	83,6	Após prisões, policiais encerram greve no Rio	Materia aprova fim das sacolinhas em SP
30/01/2012	57,3	Litoral lidera ranking de homicídios em SP	EUA rejeitam suco de laranja brasileiro
27/01/2012	58	Bens de vítimas da queda de prédios são desviados	Álcool volta a ser vantajoso em SP
20/01/2012	56,9	Álcool volta a ser mais vantajoso que gasolina	FGTS vai financiar material de construção
10/01/2012	71,7	Governo vai restringir a entrada de haitianos	

JBS			
Dia de Chuva Extrema	Precipitação (mm)	Capa (Jornal Folha de São Paulo)	Dinheiro/Mercado (Jornal Folha de São Paulo)
07/01/2012	62	Bairros de classe média têm cracolândias privês	Reassentados por usina dependem de ajuda para sobreviver
02/01/2012	51,5	TJ vai rever pagamentos a juizes	Faltam técnicos para telecomunicações
23/12/2011	78,3	Cai sobretaxa do etanol dos EUA	Cai sobretaxa contra o álcool brasileiro
14/12/2011	70	Câmara dos Deputados aprova a Lei da Palmada	Cade aprova fusão das aéreas TAM e LAN
24/11/2011	62	Bando usa vítima de acidente aéreo para fraudar INSS	Bando fraudou INSS de vítimas de acidente aéreo
15/10/2011	76,6	Amazônia vira motor de desenvolvimento	Obras na Amazônia atraem 7 "trens-bala"
09/10/2011	82,2	Europa decide nacionalizar o maior banco da Bélgica	Educação desafia consumismo infantil
29/04/2011	59,9	PT reabilita o caixa do mensalão	Aeroportos terão "prefeito" para cuidar de problemas do dia a dia
Em dias de Chuvas Extremas			
Retorno Diário Médio	-2,57%		
Desvio Padrão dos Retornos	2,35%		
Todos os dias desde o IPO			
Retorno Diário Médio	-0,02%		
Desvio Padrão dos Retornos	3,36%		